



TESIS - TE142599

# **PENINGKATAN AKURASI PENGENALAN GESTUR DALAM SISTEM ISYARAT BAHASA INDONESIA BERBASIS KLASIFIKASI NAÏVE BAYES MENGGUNAKAN MULTI MODAL LEAP MOTION DAN MYO ARMBAND**

KHAMID

NRP. 2215206004

DOSEN PEMBIMBING

Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.

Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Eng.

PROGRAM MAGISTER

BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA

DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO

FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2017





TESIS - TE142599

**PENINGKATAN AKURASI PENGENALAN GESTUR  
DALAM SISTEM ISYARAT BAHASA INDONESIA  
BERBASIS KLASIFIKASI NAÏVE BAYES  
MENGUNAKAN MULTI MODAL LEAP MOTION DAN  
MYO ARMBAND**

KHAMID

NRP. 2215206004

DOSEN PEMBIMBING

Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT.

Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Eng.

PROGRAM MAGISTER

BIDANG KEAHLIAN TELEMATIKA

DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO

FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO

INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

SURABAYA

2017



## LEMBAR PENGESAHAN

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Teknik (M.T)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh:

Khamid  
NRP. 2215206004

Tanggal Ujian :  
Periode Wisuda: September 2017

Disetujui oleh:

1. Dr. Adhi Dharma Wibawa M.Eng.  
NIP: 197605052008121003

(Pembimbing I)

2. Dr. Surya Sumpeno, ST. M.Eng.  
NIP: 196906131997021003

(Pembimbing II)

3. Prof. Dr. Ir. Ma'ruf Hery Purnomo, M.Eng.  
NIP: 195809161986011001

(Penguji)

4. Dr. Ir. Wirawan, DEA  
NIP: 196311091989031011

(Penguji)

5. Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST.,  
NIP: 196907301995121001

(Penguji)

6. Dr. Ir. Achmad Affandi, DEA  
NIP: 196510141990021001

(Penguji)







## **PERNYATAAN KEASLIAN TESIS**

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul **“PENINGKATAN AKURASI PENGENALAN GESTUR DALAM SISTEM ISYARAT BAHASA INDONESIA BERBASIS KLASIFIKASI NAÏVE BAYES MENGGUNAKAN MULTI MODAL LEAP MOTION DAN MYO ARMBAND”** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, Juli 2017

Khamid

2215206004





# **PENINGKATAN AKURASI PENGENALAN GESTUR DALAM SISTEM ISYARAT BAHASA INDONESIA BERBASIS KLASIFIKASI NAÏVE BAYES MENGGUNAKAN MULTI MODAL LEAP MOTION DAN MYO ARMBAND**

Nama mahasiswa : Khamid  
NRP : 2215206004  
Pembimbing : 1. Dr. Adhi Dharma Wibawa M.Eng.  
2. Dr. Surya Sumpeno, ST. M.Eng.

## **ABSTRAK**

Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) adalah bahasa isyarat Indonesia yang terdiri dari gerak statis dan dinamis pada praktiknya, seringkali memenuhi beberapa metode pengenalan khusus pada gerakan tertentu, terutama yang memiliki pose tangan serupa, misalnya: gerak tubuh yang didasarkan pada gerakan huruf dasar. . Gerakan ini akan membuat aplikasi pengenalan isyarat turun pada kinerja dan keakuratannya. Penelitian ini ditargetkan untuk mengatasi permasalahan tersebut dengan menerapkan metode multimodal. Dengan memanfaatkan dua sensor pengendali lompatan dan pengendali myo armband yang berbeda yang akan digunakan untuk menangkap pose tangan, kemudian menerapkan pembeda Naïve Bayes sebagai pembelajaran mesin yang digunakan untuk pengenalan isyarat, diyakini dapat meningkatkan akurasi pengenalan dibandingkan dengan Penelitian sebelumnya terkait di bidang ini. Arus data yang diambil dari pose tangan oleh pengendali ini didasarkan pada metode time-domain series yang akan menjamin data yang dihasilkan disinkronkan secara akurat. Fitur yang dipilih untuk gerakan lompatan akan didasarkan pada posisi jari, sudut, dan elevasi, karena ban lengan myo didasarkan pada sinyal listrik yang dihasilkan oleh delapan saluran pengendali yang sesuai dengan aktivitas otot jari dan jari tangan yang terkait. Kedua kumpulan data ini digabungkan menjadi satu dataset yang kemudian digunakan untuk menghasilkan model untuk setiap gerakan tangan. Penelitian ini membandingkan penelitian klasifikasi antara modal tunggal dan multi modal controller, dan hasilnya menunjukkan adanya peningkatan yang signifikan terhadap keakuratannya, dari 91% untuk single modality menjadi 98% untuk multi modal. Matriks kebingungan juga menunjukkan kinerja yang lebih baik daripada modalitas tunggal. Jadi, dapat disimpulkan bahwa penerapan pengontrol multi-modal untuk pengenalan isyarat SIBI menghasilkan akurasi dan kinerja yang lebih baik daripada modalitas tunggal.

Kata kunci: Leap motion, Myo armband. Electromiograph, Bahasa Isyarat, SIBI



# **IMPROVEMENT OF GESTURE RECOGNITION ACCURACY FOR SISTEM ISYARAT BAHASA INDONESIA BASED ON NAÏVE BAYES CLASSIFIER BY USING LEAP MOTION AND MYO ARMBAND**

By : Khamid  
Student Identity Number : 2215206004  
Supervisor(s) : 1. Dr. Adhi Dharma Wibawa M.Eng.  
2. Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Eng

## **ABSTRACT**

Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) is an Indonesia sign language consists of static and dynamic gesturs on its practice, frequently meets some specific recognition method on certain gesturs, especially for the ones have similar hand poses, e.g.: gesturs which is based on basic letters movement. These gestur will make the gestur recognition apps down on its performance and accuracy. This research is targeted to solve these issues by implementing the multimodal methods. By utilizing two different sensors leap motion and myo armband controllers which will be used for capturing any hand poses, then implementing a Naïve Bayes classifier as its machine learning used for the gestur recognition, it is believed to improve the recognition accuracy comparing to the related previous research in this area. The data stream captured from hand-poses by these controllers is based on time-domain series method which will warrant the generated data synced accurately. The selected features for leap motion would be based on fingers positions, angles, and elevations, for the myo armband would be based on electrical signal generated by eight channels of controller relevant to the activities of linked finger's and forearm muscles. These both features dataset is merged into a single dataset which is then used for generating a model for each hand gestur. The research compares the classification research between single modal and multi modal controller, and the result shows there a significant improvement on its accuracy, from 91% for single to 98% for multi-modal. The confusion matrix also show the better performance than the single-modality. So, it can be conclude the implementation of multi-modal controllers for SIBI's gestur recognition generates the better accuracy and performance instead of single modality.

Key words: Leap motion, Myo armband, Electromiograph (EMG), Sign Language, SIBI



## KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirobbil'alamin, puji syukur atas segala limpahan nikmat dan karunia Allah SWT, Tuhan yang Maha Kuasa. Hanya dengan petunjuk, rahmat dan ridho-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis dengan judul **“PENINGKATAN AKURASI PENGENALAN GESTUR DALAM SISTEM ISYARAT BAHASA INDONESIA BERBASIS KLASIFIKASI NAÏVE BAYES MENGGUNAKAN MULTI MODAL LEAP MOTION DAN MYO ARMBAND”**.

Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya dan penghargaan yang setinggi-tingginya saya sampaikan kepada yang terhormat Dr. Adhi Dharma Wibawa, M.T. selaku pembimbing pertama dan Dr. Surya Sumpeno, ST., M.Eng. selaku pembimbing kedua, yang dengan penuh perhatian, dan kesabaran meluangkan waktu, memberikan pengarahan serta semangat dalam penulisan tesis ini.

Penulis dapat menyelesaikan tesis ini, juga tidak lepas dari bantuan dan kerjasama dari berbagai pihak, maka perkenankan dengan sepenuh hati penulis menyampaikan terima kasih yang tak terhingga kepada:

1. Hadrotul Mukarom Kanjeng Romo Kyai Haji Abdul Latif Madjid, R.A. Pengasuh Perjuangan Wahidiyah dan Pondok Pesantren Kedunglo Kediri
2. Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST, MT, selaku Koordinator Bidang Keahlian Telematika sekaligus Dosen Pembimbing Akademik Telematika 2015 Jurusan Teknik Elektro, atas arahan, bimbingan dan motivasinya dalam menyelesaikan perkuliahan maupun penulisan tesis ini.
3. Dr. Surya Sumpeno ST., M.Sc., selaku pembimbing tesis sekaligus kepala Laboratorium Human Center, Computing, and Visualizatiob.
4. Seluruh Pengajar dan staf Program Studi Magister (S2) Jurusan Teknik Elektro, Bidang Keahlian Telematika yang telah mentransfer ilmu pengetahuannya melalui kegiatan perkuliahan maupun praktikum serta membantu kelancaran pengurusan administrasi perkuliahan dan penyelesaian tesis ini.
5. Seluruh jajaran civitas akademika Universitas Wahidiyah Kediri
6. Seluruh responden penelitian yang telah meluangkan waktu dan memberikan kerjasama yang baik sehingga tesis ini dapat selesai tepat waktu.

7. Orang tua penulis (Ibu Hayati) serta semua keluarga di Probolinggo dan Kediri terimakasih atas segala do'a dan dukungannya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini tepat waktu.
8. Istriku tercinta Kurnia Ningsih, dan putriku tersayang Aisyah Jasmine Maulaya, yang penuh kesabaran, cinta, kasih-sayang dan do'a yang tiada henti dipanjatkan demi selesainya studi ini. Semoga keluarga kita selalu mendapat ridlo-Nya dan menjadi keluarga yang sakinah mawaddah warohmah. Amin.
9. Rekan Mahasiswa Program Studi Magister Telematika Angkatan 2015 yang selalu kompak dan saling mendukung, saling mendoakan baik dalam perkuliahan maupun dalam penyelesaian penulisan tesis ini.

Semoga Allah SWT membalas kebaikan semua pihak yang telah memberi kesempatan, dukungan dan bantuan dalam menyelesaikan tesis ini. Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna, oleh karena itu saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan demi kesempurnaan tulisan ini, sehingga tesis ini memberikan manfaat yang baik publik.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS .....	v
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT.....	ix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR .....	xvii
DAFTAR TABEL .....	xix
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan .....	5
1.4 Batasan Masalah .....	5
1.5 Manfaat .....	5
1.6 Waktu Penelitian .....	5
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA .....	7
2.1 Gestur.....	7
2.1.1 Kajian Tentang Gestur.....	7
2.1.2 Riset Bidang Gestur.....	8
2.2 Bahasa Isyarat.....	9
2.2.1 Komunikasi Non-Verbal.....	9
2.2.2 Fungsi Komunikasi Nonverbal.....	11
2.2.3 Variasi Budaya .....	12
2.2.4 Implementasi Bahasa Isyarat.....	13
2.2.5 Standar Isyarat Bahasa Indonesia.....	14
2.2.6 Ruang Lingkup dan Implementasi SIBI .....	16
2.3 Teori Bayes .....	17
2.3.1 Klasifikasi Naïve Bayes.....	18
2.3.2 Karakteristik Naïve Bayes .....	19
2.3.3 Implementasi Gaussian pada Naïve Bayes .....	20
2.4 Leap motion.....	20



2.5	Electromyograph .....	23
2.5.1	Forearm Muscle.....	23
2.5.2	Proses Pembangkitan Sinyal EMG.....	24
2.5.3	Myo armband sensor.....	25
2.5.4	Konfigurasi Myo armband pada forearm.....	25
2.5.5	Pemetaan Fungsi Otot.....	26
2.6	Riset Terkait .....	27
2.6.1	Pengenalan gestur tangan dengan menggunakan perangkat leap motion dan Kinect [4] .....	27
2.6.2	Pengenalan gestur tangan menggunakan leap motion untuk pengenalan Arabic Sign Language [16] .....	28
2.6.3	Evaluasi pengenalan bahasa isyarat LIBRAS dengan menggunakan myo armband [17] .....	28
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN .....		29
3.1	Dataset.....	29
3.1.1	Leap motion Dataset.....	30
3.1.2	Myo armband Dataset.....	31
3.1.3	Perekaman Data.....	31
3.1.4	Normalisasi Data .....	32
3.2	Ekstraksi Fitur.....	32
3.2.1	Fitur Leap motion .....	32
3.2.2	Fitur Myo armband.....	33
3.3	Data Training.....	34
3.4	Klasifikasi .....	35
3.5	Langkah-Langkah Penelitian.....	35
3.5.1	Capture Data.....	36
3.5.2	Sinkronisasi Data.....	36
3.5.3	Normalisasi Data .....	36
3.5.4	Ekstraksi Fitur .....	37
3.5.5	Data Model.....	37
3.5.6	Klasifikasi Data .....	38
3.5.7	Hasil Klasifikasi .....	38
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN .....		39
4.1	Pengumpulan Data dan Pre-Processing .....	39

4.2	Ekstraksi Fitur .....	40
4.3	Validasi Data .....	43
4.3.1	Hasil Menggunakan Support Vector Machine .....	43
4.3.2	Hasil Menggunakan J-48 Decision Tree Classifier .....	44
4.3.3	Hasil Menggunakan Naïve Bayes Classifier .....	45
4.3.4	Hasil Menggunakan Naïve Bayes Classifier .....	46
4.4	Hasil dan Perbandingan Menggunakan Naïve Bayes Classifier .....	46
4.5	Perbandingan Hasil .....	50
BAB 6 KESIMPULAN .....		55
DAFTAR PUSTAKA .....		57



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1-1. Sensor Leap Motion [13].....	2
Gambar 1-2. Sensor Myo Armband [16].....	3
Gambar 1-3. Gestur dinamik SIBI [10].....	4
Gambar 2-1. British Sign Language [7] dan American Sign Language [8] .....	13
Gambar 2-2. Gestur pada standar BISINDO [9].....	14
Gambar 2-3. Gestur pada standar SIBI [10] .....	15
Gambar 2-4. Isyarat Tambahan Sibi: Isyarat Awalan (1) dan Isyarat Akhiran (2) [10] .	17
Gambar 2-5. Perangkat Keras Controller Leap Motion [13].....	21
Gambar 2-6. Anatomi Tulang Tangan Manusia [14] .....	22
Gambar 2-7. Forearm Muscle and Fingers [15].....	23
Gambar 3-1. Tahapan proses dari data capture hingga proses pengenalan gestur.....	29
Gambar 3-2. Sinkronisasi Perekaman Data .....	31
Gambar 3-3. Diagram Alur Cross-Validation.....	34
Gambar 3-4 Langkah-Langkah Penelitian.....	35
Gambar 4.1 Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Statik.....	51
Gambar 4.2 Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Dinamis .....	52
Gambar 4.3 Hasil Akurasi Klasifikasi Pengenalan Gestur Statik dan Dinamis .....	53



## DAFTAR TABEL

Table 1-1. Jadwal Pelaksanaan Penelitian .....	6
Table 4-1. <i>Raw data myo armband</i> .....	39
Table 4-2 Raw-data leap motion .....	40
Table 4-3. Myo armband setelah pre-processing dan normalisasi .....	40
Table 4-4. Set fitur untuk 15 samples gestur statik "5" .....	41
Table 4-5. Set fitur untuk 15 samples gestur dinamik "5" .....	41
Table 4-6. Set fitur untuk 15 sampel gestur statik "5" dari myo armband .....	42
Table 4-7. Set fitur untuk 15 sampel gestur dinamik "hai" dari myo armband .....	42
Table 4-8. Confusion Matrix Menggunakan Support Vector Machine .....	44
Table 4-9. Cross-validation untuk data leap motion dan myo armband menggunakan Support Vextor Machine .....	44
Table 4.10. Confusion Matrix Menggunakan Support Vector Machine .....	45
Table 4-11. Cross-validation untuk data leap motion dan myo armband menggunakan J- 48 Decision Tree Classifier .....	45
Table 4-12. Confusion Matrix Menggunakan Naïve Bayes .....	46
Table 4-13. Cross-validation untuk data leap motion dan myo armband menggunakan Naïve Bayes Classifier .....	46
Table 4-14. Cross-validation untuk data leap motion .....	47
Table 4-15. Confusion Matrix Gestur dari Leap Motion .....	47
Table 4-16. Akurasi dan Presisi Gestur Single Modal .....	48
Table 4-17. Validasi untuk data leap motion dan myo armband .....	49
Table 4-18. Confusion Matrix Leap motion dan Myo armband .....	49
Table 4.19. Akurasi dan Presisi Gestur Single Modal Multi Modal .....	50
Table 4-20. Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Statik .....	51
Table 4-21. Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Dinamis .....	52
Table 4-22. Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Dinamis .....	53





# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Bahasa merupakan salah satu media komunikasi antar manusia yang dipresentasikan dalam bentuk bunyi oleh organ suara manusia [1]. Manusia memerlukan media bahasa untuk menyampaikan pesan, maksud, ide, perasaan, dan pendapat kepada manusia lain. Manusia lain akan memahami informasi yang disampaikan dan bilamana diperlukan dan memungkinkan akan memberikan response sehingga terbentuklah suatu sesi komunikasi yang salah satunya adalah dalam bentuk percakapan. Sehingga pemahaman informasi satu sama lain dalam suatu sesi komunikasi adalah mutlak diperlukan agar maksud dan tujuan dari komunikasi tersebut tercapai. Misalnya, sesi komunikasi antara pasien dan dokter dalam diagnosis penyakit, dokter menyampaikan informasi dalam bentuk pernyataan dan pertanyaan dalam bahasa yang dapat dipahami oleh pasien, sehingga pasien akan memberikan response yang juga dipahami oleh dokter, sehingga maksud dan tujuan sesi diagnosis penyakit pasien tercapai yaitu ditemukan penyakit dan pengobatan yang diperlukan

Namun dalam kondisi tertentu, bahasa yang dipresentasikan dalam format bunyi seringkali membutuhkan bentuk pernyataan lain karena tidak bisa diwujudkan, misal dengan menggunakan bentuk tulisan, symbol, isyarat, dan sebagainya. Seperti halnya pada penderita penyakit tertentu atau disabilitas pada fungsi suara, maka bahasa isyarat diperlukan yang dinyatakan dalam bentuk pergerakan atau ekspresi anggota tubuh. Seringkali bahasa isyarat ini digunakan dalam sesi komunikasi normal, misal untuk mempertegas maksud dan tujuan penutur bahasa tersebut. Pada prinsipnya bahasa isyarat merupakan media untuk mempresentasikan informasi yang tidak bisa dilakukan dengan menggunakan organ suara dengan makna yang sama dengan bahasa verbal (suara). Pada saat ini banyak digunakan berbagai macam bahasa isyarat yang mempresentasikan bahasa-bahasa di seluruh dunia, seperti: American Sign Language, British Sign Language, Sistem Isyarat Bahasa Indonesia, dan sebagainya.

Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) merupakan salah satu bahasa isyarat yang mempresentasikan informasi dalam Bahasa Indonesia. SIBI merupakan bahasa isyarat resmi yang ditetapkan oleh pemerintah Indonesia. Bahasa isyarat dalam SIBI dipresentasikan dalam pose satu tangan yang banyak digunakan dalam komunikasi yang bersesuaian dengan Ejaan Yang Disempurnakan (EYD). Sehingga bahasa isyarat

SIBI ini mudah dipelajari oleh orang yang bisa berbahasa Indonesia. SIBI merupakan adopsi bahasa isyarat Amerika (ASL), yang menggunakan metode translasi bahasa lisan menjadi bahasa isyarat, dimana tata-bahasanya mengikuti Bahasa Indonesia yaitu mengandalkan metode urutan kalimat (subyek, predikat, obyek) dan satu isyarat untuk kata-kata homonym.

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi mendorong ditemukannya berbagai perangkat dan sensor yang memungkinkan interaksi manusia dan komputer menjadi lebih mudah. Salah satunya adalah teknologi *imaging* yang memungkinkan komputer untuk merepresentasikan suatu obyek menjadi informasi-informasi numerik sehingga memudahkan pengolahannya untuk kebutuhan yang lainnya. Salah satunya adalah penemuan perangkat Leap Motion oleh David Holz pada tahun 2008 yang saat itu sedang menyelesaikan studi Ph. D. di bidang matematika [2].

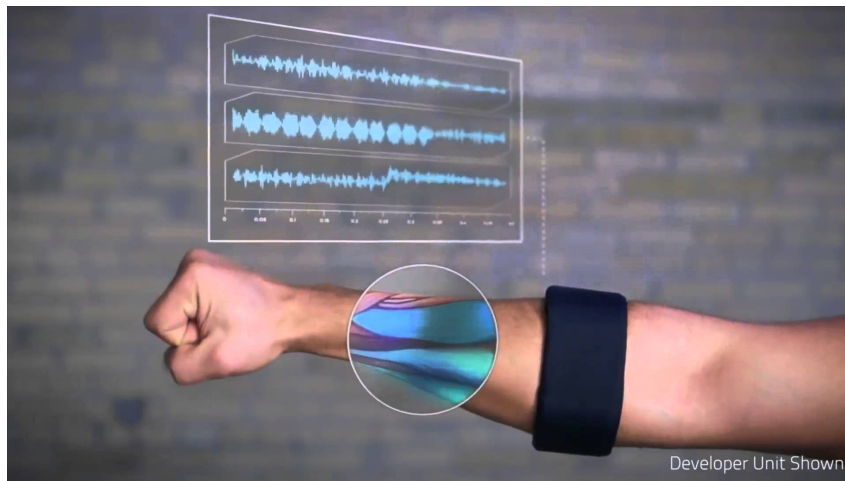


Gambar 1-1. Sensor Leap Motion [13]

Sensor Leap merupakan suatu perangkat Universal Serial Bus (USB) yang terdiri dari dua kamera IR monochrome dan tiga komponen LD infra merah. Perangkat ini mampu menangkap object pada area hemispherical dengan jarak maksimal 1 meter dari sensor. Perangkat ini sanggup menangkap frame gambar sejumlah 200 frame per detik. Dengan teknik matematika yang tidak pernah diungkap oleh perusahaan milik David Holtz ini, sensor leap motion dapat mensintesa informasi posisi 3D dibandingkan dengan frame 2D yang dihasilkan oleh kedua kamera. Dalam suatu studi, ditemukan bahwa rata-rata keseluruhan informasi dari sensor ini adalah 0.7 milimeter [3]. Gambar 1-1 menunjukkan interaksi sensor leap motion dengan computer. Informasi-informasi yang dihasilkan oleh leap motion ini berupa format vector 3D, sehingga memudahkan diproses

lebih lanjut untuk digunakan dalam aplikasi yang informative seperti halnya pada pengenalan gestur.

Penemuan perangkat interaksi manusia dan komputer lainnya adalah *myo armband* yang merupakan modernisasi teknologi dari sensor *elecromyograh*. Electromyography sendiri merupakan teknik diagnosis di bidang kedokteran yang menggunakan media elektronik dengan menggunakan metode perekaman aktifitas elektrik pada otot-otot gerak. Media elektronik yang digunakan disebut *electromyography* yang menggunakan metode deteksi potensial listrik yang dihasilkan oleh sel-sel otot pada saat sel tersebut diaktifasi secara elektris maupun neurologis.



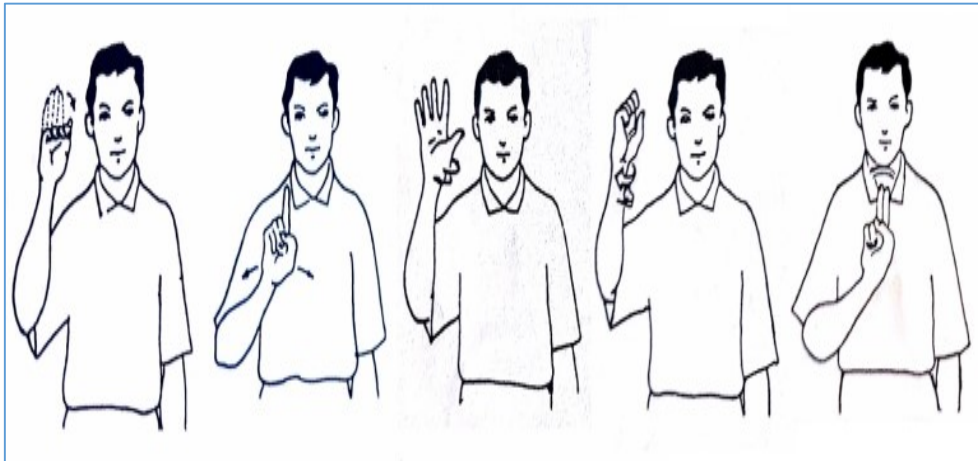
Gambar 1-2. Sensor Myo Armband [16]

Pada awalnya sinyal elektrik ini digunakan untuk mendeteksi kelainan medis, tingkat aktivasi, atau untuk analisis bio-mekanik pada manusia dan hewan. Metode ini kemudian dikembangkan menjadi teknologi yang lebih aplikatif seperti halnya pada sensor *myo armband*.

Gambar 1-2 menunjukkan cara kerja sensor *myo armband* yang menghasilkan informasi numerik dari aktifitas elektrik otot-otot lengan atas. Sensor *myo armband* yang terdiri dari 8 *channel* pengamatan aktifitas otot merupakan pengembangan terkini dari teknologi *electromyograph*. Dilengkapi dengan konektifitas *wireless* yang terhubung dengan komputer, sensor ini menghasilkan informasi pengamatan otot dalam format numerik yang memungkinkan untuk digunakan dalam aplikasi berbasis komputer seperti kontrol gerak, presentasi, dan analisis gestur.

Beberapa aplikasi berbasis gestur saat ini telah diimplementasikan dalam bidang pengenalan bahasa isyarat. Beberapa dari mereka menggunakan perangkat kamera, kinect, *leap motion*, *myo armband*, dan sebagainya. Sehingga eksplorasi dan

pengembangan aplikasi di bidang ini terjadi sejalan dengan perkembangan teknologi *sensor* dan *controller*. Perbaikan dan peningkatan dalam hal efisiensi, kemudahan, dan terutama akurasi menjadi hal yang utama di bidang ini. Kekurangan pemakaian suatu *controller*, dan kemungkinan penggunaan *controller* tambahan sebagai penutup kekurangan tersebut juga menjadi pemikiran dalam pengembangan system pengenalan gestur ini.



Gambar 1-3. Gestur dinamik SIBI [10]

## 1.2 Rumusan Masalah

Implementasi pengenalan gestur yang digunakan dalam aplikasi berbasis SIBI, seringkali melibatkan pose yang merepresentasikan gestur statis sebagai dasarnya. Seperti halnya ditunjukkan oleh gambar di bawah ini yang merupakan gestur dinamik yang merupakan presentasi dari gestur dasarnya.

Implementasi perangkat *leap motion* untuk menangani pengenalan gestur seperti ini mengalami kegagalan karena system akan mengalami kerancuan pengenalan sebagai gestur statiknya sehingga akan mengalami penurunan performansi. Dalam beberapa penelitian yang menggunakan bahasa isyarat bahasa lain juga disebutkan kegagalan *leap motion* untuk menangani gestur dinamis [4], sehingga menurunkan tingkat akurasi dari pengenalan gestur. Hal ini disebabkan oleh karakteristik *leap motion* yang merupakan *controller* berbasis visual capture yang hanya memproses pose tangan atau gestur yang dalam jangkauan cakupannya saja. Sehingga beberapa posisi tangan dan jari dalam kondisi tertentu seperti: tersembunyi oleh jari atau telapak tangan, berimpitan satu sama lain, dan bahkan posisi obyek yang tidak tegal lurus terhadap kamera *leap motion*, gagal dikenali. Sehingga diperlukan penelitian yang melibatkan *controller* berbasis non-visual yang dapat membangkitkan informasi mengenai pose dari tangan dan jari, seperti halnya

myo armband yang dapat memberikan informasi mengenai aktifitas otot yang relevan dengan perubahan gerak tangan dan jari.

### **1.3 Tujuan**

Tujuan penelitian ini pada dasarnya adalah untuk memperbaiki performansi dan akurasi pengenalan gestur dari system pengenalan bahasa isyarat berdasarkan penelitian di bidang terkait terutama untuk Sistem Isyarat Bahasa Indonesia, sehingga akan didapatkan peningkatan akurasi pengenalan baik dalam hal pengenalan terhadap gestur statis maupun gestur dinamis dalam standar system SIBI.

### **1.4 Batasan Masalah**

Untuk membuktikan bahwa penerapan multi modal dalam system pengenalan gestur ini mampu meningkatkan performansi pengenalan gestur harus dilakukan penelitian dengan melibatkan proses pengenalan terhadap berbagai macam gestur yang didefinisikan dalam kamus SIBI. Dalam penelitian ini dilakukan pembatasan penelitian terhadap 10 macam gestur yang memiliki kemiripan pose dimana hal ini berpotensi mengalami resiko penurunan akurasi pada implementasi single controller. Pada penelitian pemilihan obyek gestur adalah seperti yang digambarkan pada Gambar 1-3 di atas. Gesture tersebut merupakan pengembangan dari gestur static.

### **1.5 Manfaat**

Penelitian ini bermanfaat dalam beberapa aplikasi yang memerlukan pengkodean dengan menggunakan jari-jari tangan sebagai media informasinya. Seperti halnya pada news announcer bagi penderita tuna rungu, komunikasi antara penderita tuna wicara dengan tuna netra, bahasa isyarat pada kondisi pengguna yang tidak memungkinkan berbicara karena penyakit sementara, media pembelajaran Bahasa isyarat, dan sebagainya. Di masa mendatang tidak menutup kemungkinan presentasi gestur yang lebih banyak lagi yang melengkapi kebutuhan bahasa isyarat dalam komunikasi sehari-hari.

### **1.6 Waktu Penelitian**

Penelitian ini akan dilakukan selama kurun waktu selama 9 bulan yaitu sampai dengan akhir awal Juni 2017, dengan jadwal pelaksanaan penelitian sebagai berikut:

Table 1-1. Jadwal Pelaksanaan Penelitian

No	Kegiatan Penelitian	Bulan								
		Okt	Nop	Des	Jan	Feb	Mar	Apr	Mei	Juni
1	Pengambilan Data									
2	Analisis Data dan Penyusunan Hasil									
3	Pengujian dan Validasi									
4	Penulisan Laporan Tesis									
5	Seminar Hasil									
6	Ujian Tesis									
7	Revisi Laporan Tesis									

## **BAB 2**

### **KAJIAN PUSTAKA**

#### **2.1 Gestur**

Dalam suatu sesi komunikasi terdapat dua metode komunikasi yaitu verbal dan non-verbal. Komunikasi verbal merupakan metode yang menggunakan voice dalam implementasinya. Sehingga dalam penggunaannya diperlukan bahasa yang merupakan standarisasi antar penggunaannya. Standar yang berupa bahasa ini diperlukan sehingga dalam suatu sesi komunikasi setiap pihak yang terlibat di dalamnya mampu memahami apa yang dimaksud pihak lawan komunikasinya. Standar yang dimaksud biasanya berbasis pada cakupan area komunikasi, seperti: berbasis wilayah, komunitas atau group, bidang pekerjaan, dan sebagainya.

Komunikasi non-verbal merupakan metode yang menggunakan media non-suara yang seperti symbol, tulisan, gambar, dan bahkan anggota tubuh manusia. Metode komunikasi ini digunakan dalam kondisi di mana penerapan komunikasi non-verbal tidak bisa dijalankan, misal karena keterbatasan dimensi/wilayah, waktu, dan ketidakmampuan partisipan komunikasi seperti halnya pada penderita difable.

Salah satu bentuk komunikasi non-verbal populer adalah gestur. Gestur menggunakan gerakan atau ekspresi tubuh untuk menyampaikan pesan-pesan tertentu baik sebagai pengganti ketidakmampuan verbal maupun sebagai pendukung komunikasi verbal yang disampaikan secara paralel. Pada penggunaan sebagai pendukung komunikasi verbal pada umumnya digunakan untuk mempertegas pesan dengan mempresentasikannya berupa mimic, gerakan tangan, maupun ekspresi tubuh lainnya.

Gestur telah digunakan, dikembangkan, dan dikaji sejak ratusan tahun yang lalu [5]. Pada masa Kekaisaran Roma, Quintilian mempelajari bagaimana suatu gestur digunakan dalam percakapan Retori di Institut Oratoria. Kajian gestur dipublikasi secara luas oleh John Bulwer di tahun 1644. Dengan menganalisa banyak gestur, Nulwer memberikan pedoman mengenai penggunaan gestur untuk peningkatan pemahaman saat berpidato di depan public. Catatan tentang sejumlah besar gestur dipaparkan oleh Andra De Jorio [6]

##### **2.1.1 Kajian Tentang Gestur**

Gestur telah dikaji selama ratusan tahun dari sudut pandang yang berbeda. Selama Kekaisaran Roma, Quintilian belajar di Institusi Oratoria bagaimana gestur bisa digunakan dalam percakapan retorik. Kajian luas gestur lainnya dipublikasikan oleh John



Bulwer pada tahun 1644. Bulwer menganalisa lusinan gestur dan memberikan pedoman tentang bagaimana menggunakan gestur untuk meningkatkan kefasihan dan kejelasan saat berbicara di publik. Andrea De Jorio mempublikasikan sejumlah besar catatan tentang ekspresi gestur pada tahun 1832.

### **2.1.2 Riset Bidang Gestur**

Gestures telah dipelajari selama berabad-abad dari perspektif yang berbeda-beda. Selama Kekaisaran Romawi, Quintilian melakukan riset di Lembaga Oratoria tentang bagaimana gestur dapat digunakan dalam wacana retorika. Studi lain mengenai perluasan Bahasa isyarat diterbitkan oleh John Bulwer di 1644. Bulwer menganalisa puluhan gerak tubuh dan memberikan panduan tentang cara menggunakan gerak tubuh untuk meningkatkan kefasihan dan kejelasan untuk berbicara di depan umum. Andrea De Jorio menerbitkan sebuah akun yang luas ekspresi gestural pada tahun 1832. Sebuah peer review jurnal tentang gesture telah diterbitkan sejak tahun 2001, dan didirikan oleh Adam Kendon dan Cornelia Müller. Masyarakat Internasional untuk Studi Gesture (ISGs) didirikan pada tahun 2002.

Bahasan mengenai gesture sudah sering dilakukan oleh para peneliti di bidang studi senia tarian dan studi kinerja dengan cara yang menekankan bidang kebudayaan dan kontekstual infleksi. Carrie Noland, menggambarkan gerakan sebagai "teknik belajar dari tubuh" dan menekankan cara gerakan diwujudkan bentuk ragawi komunikasi budaya. Tapi bukan hanya berada dalam satu konteks budaya, ia menjelaskan bagaimana sikap bermigrasi tubuh dan lokasi untuk membuat makna budaya baru, dia juga berpendapat bagaimana mereka bisa berfungsi sebagai bentuk "resistensi terhadap homogenisasi" karena mereka begitu bergantung pada kekhususan dari gerakan badan.

Gesture juga telah diambil dalam sebuah teori aneh, studi etnis dan singgungan dalam suatu studi kinerja, sebagai cara untuk berpikir tentang bagaimana tubuh ikut andil dalam makna sosial. José Esteban Muñoz menggunakan ide gerakan untuk menandai semacam penolakan keterbatasan dan kepastian dan link isyarat untuk ide-ide dari sesuatu yg tidak abadi. Muñoz khusus mengacu pada penari Afrika-Amerika dan waria pemain Kevin aviance untuk mengartikulasikan minatnya tidak untuk apa makna gerakan aneh, tapi apa yang mungkin mereka lakukan. Juana María Rodríguez meminjam ide-ide fenomenologi dan mengacu pada Noland dan Muñoz untuk menyelidiki bagaimana fungsi gerakan dalam praktek-praktek seksual aneh sebagai cara untuk menulis ulang gender dan bernegosiasi dengan hubungan kekuasaan. Dia juga menghubungkan gerakan dengan ide Giorgio Agamben tentang "berarti tanpa ujung" untuk berpikir tentang proyek-proyek

politik sosial keadilan yang tidak lengkap, parsial, dan legibile dalam bidang budaya dan sosial didefinisikan makna.

## **2.2 Bahasa Isyarat**

Bahasa Isyarat merupakan bahasa yang digunakan dalam komunikasi manual, gerak bibir, dan bahasa tubuh, dan tidak menggunakan media suara, sebagai media komunikasi. Pada umumnya penerapan bahasa isyarat ini ditemukan pada keseluruhan komunitas tunarungu. Bahasa ini merupakan kombinasi dari gerakan dan orientasi tangan, lengan, dan tubuh. Pada beberapa kasus juga melibatkan ekspresi atau mimic wajah untuk mengungkapkan perasaan dan pikiran mereka.

### **2.2.1 Komunikasi Non-Verbal**

Komunikasi non-verbal merupakan suatu komunikasi di mana pesan disampaikan tidak menggunakan organ verbal yaitu mulut, dengan kata lain berupa kata-kata. Salah satu contoh komunikasi non-verbal adalah menggunakan gerak isyarat, bahasa tubuh, ekspresi wajah dan kontak mata, penggunaan objek seperti pakaian, potongan rambut, dan sebagainya, pemakaian simbol-simbol, serta cara berbicara seperti intonasi kata, penekanan, kualitas suara, gaya emosi, dan gaya berbicara.

Para ahli di bidang komunikasi nonverbal biasanya menggunakan definisi "tidak menggunakan kata" dengan ketat, dan tidak menyamakan komunikasi non-verbal dengan komunikasi non-lisan. Contohnya, bahasa isyarat dan tulisan tidak dianggap sebagai komunikasi nonverbal karena menggunakan kata, sedangkan intonasi dan gaya berbicara tergolong sebagai komunikasi nonverbal. Komunikasi nonverbal juga berbeda dengan komunikasi bawah sadar, yang dapat berupa komunikasi verbal ataupun nonverbal.

Terdapat beberapa jenis komunikasi non-verbal yang sudah digunakan dalam kehidupan sehari-hari di sekitar kita yaitu:

#### **A. Komunikasi Objek**

Salah satu contoh komunikasi objek yang paling umum adalah penggunaan pakaian. Orang sering dinilai dari jenis pakaian yang digunakannya, walaupun ini dianggap termasuk salah satu bentuk stereotipe. Misalnya orang sering lebih menyukai orang lain yang cara berpakaianya menarik. Selain itu, dalam wawancara pekerjaan seseorang yang berpakaian cenderung lebih mudah mendapat pekerjaan daripada yang tidak. Contoh pragmatis pemakaian komunikasi object adalah seorang siswa yang berpakaian seragam merah putih, diasumsikan dia adalah siswa sekolah dasar.

## **B. Sentuhan**

Haptik adalah bidang yang mempelajari sentuhan sebagai komunikasi nonverbal. Sentuhan dapat termasuk: bersalaman, menggenggam tangan, berciuman, sentuhan di punggung, mengelus-elus, pukulan, dan lain-lain. Masing-masing bentuk komunikasi ini menyampaikan pesan tentang tujuan atau perasaan dari sang penyentuh. Sentuhan juga dapat menyebabkan suatu perasaan pada sang penerima sentuhan, baik positif ataupun negatif.

## **C. Kronemik**

Kronemik adalah bidang yang mempelajari penggunaan waktu dalam komunikasi nonverbal. Penggunaan waktu dalam komunikasi nonverbal meliputi durasi yang dianggap cocok bagi suatu aktivitas, banyaknya aktivitas yang dianggap patut dilakukan dalam jangka waktu tertentu, serta ketepatan waktu. Contoh komunikasi kromenik adalah: anda sedang bercakap-cakap dengan orang di sebuah tempat. Anda melihat orang yang anda ajak bercakap-cakap melihat jam tangannya berkali-kali. sebagai orang yang tanggap anda tentunya bisa menangkap maksud dari tindakannya. anda bisa mengatakan apakah ada janji, apakah ada sesuatu yang akan dikerjakan, dan lain-lain. sering melihat jam tangan saat berkomunikasi juga bisa menandakan bahwa orang tersebut menganggap waktu komunikasi sudah lama, atau bahkan terlalu lama.

## **D. Gestur**

Gestur atau gerakan tubuh, dalam komunikasi nonverbal, kinesik atau gerakan tubuh meliputi kontak mata, ekspresi wajah, isyarat, dan sikap tubuh. Gerakan tubuh biasanya digunakan untuk menggantikan suatu kata atau frasa, misalnya mengangguk untuk mengatakan ya; untuk mengilustrasikan atau menjelaskan sesuatu; menunjukkan perasaan, misalnya memukul meja untuk menunjukkan kemarahan; untuk mengatur atau menngendalikan jalannya percakapan; atau untuk melepaskan ketegangan.

## **E. Proksemik**

Proksemik adalah yang berhubungan dengan keadaan diri dalam lingkungan. Dalam bidang komunikasi, proksemik meliputi keterkaitan individu dengan lingkungan atau ruang, seperti penggunaan ruangan, pengaturan peralatan dan perlengkapan ruangan (misalnya, penempatan furniture), pengaturan posisi tempat duduk, atau jarak antara komunikator dengan komunikan.

Prosemik atau bahasa ruang, yaitu jarak yang digunakan ketika berkomunikasi dengan orang lain, termasuk juga tempat atau lokasi posisi Anda berada. Pengaturan jarak

menentukan seberapa jauh atau seberapa dekat tingkat keakraban dengan lawan komunikasi, menunjukkan seberapa besar penghargaan, suka atau tidak suka dan perhatian terhadap orang tersebut, selain itu juga menunjukkan simbol sosial. Dalam cakupan ruang personal, proksemik dapat dibedakan menjadi 4 ruang kedekatan personal, yaitu:

- **Jarak intim**

Jarak dari mulai bersentuhan sampai jarak satu setengah kaki. Biasanya jarak ini untuk bercinta, melindungi, dan menyenangkan.

- **Jarak personal**

Jarak yang menunjukkan perasaan masing - masing pihak yang berkomunikasi dan juga menunjukkan keakraban dalam suatu hubungan, jarak ini berkisar antara satu setengah kaki sampai empat kaki.

- **Jarak sosial**

Dalam jarak ini pembicara menyadari betul kehadiran orang lain, karena itu dalam jarak ini pembicara berusaha tidak mengganggu dan menekan orang lain, keberadaannya terlihat dari pengaturan jarak antara empat kaki hingga dua belas kaki.

- **Jarak publik**

Jarak ini memiliki bentangan paling jauh antar personal. Jarak publik memiliki jangkauan berkisar antara dua belas kaki sampai tak terhingga.

## **F. Vokalik**

Vokalik atau paralanguage adalah unsur nonverbal dalam suatu ucapan, yaitu cara berbicara. Ilmu yang mempelajari hal ini disebut paralinguistik. Contohnya adalah nada bicara, nada suara, keras atau lemahnya suara, kecepatan berbicara, kualitas suara, intonasi, dan lain-lain. Selain itu, penggunaan suara-suara pengisi seperti "mm", "e", "o", "um", saat berbicara juga tergolong unsur vokalik, dan dalam komunikasi yang baik hal-hal seperti ini harus dihindari.

## **G. Lingkungan**

Lingkungan juga dapat digunakan untuk menyampaikan pesan-pesan tertentu. Diantaranya adalah penggunaan ruang, jarak, temperatur, penerangan, dan warna.

### **2.2.2 Fungsi Komunikasi Nonverbal**

Terdapat beberapa fungsi yang berkaitan dengan penggunaan komunikasi non-verbal ini, yaitu antara lain:

### **1. Repetisi**

Perilaku nonverbal dapat mengulangi perilaku verbal. *Misalnya*, Anda menganggukkan kepala ketika mengatakan "Ya," atau menggelengkan kepala ketika mengatakan "Tidak," atau menunjukkan arah (dengan telunjuk) ke mana seseorang harus pergi untuk menemukan WC.

### **2. Subtitusi**

Perilaku nonverbal dapat menggantikan perilaku verbal, jadi tanpa berbicara Anda bisa berinteraksi dengan orang lain. *Misalnya*, seorang pengamen mendatangi mobil Anda kemudian tanpa mengucapkan sepatah katapun Anda menggoyangkan tangan Anda dengan telapak tangan mengarah ke depan (sebagai kata pengganti "Tidak"). Isyarat nonverbal yang menggantikan kata atau frasa inilah yang disebut emblem.

### **3. Kontradiksi**

Perilaku nonverbal dapat membantah atau bertentangan dengan perilaku verbal dan bisa memberikan makna lain terhadap pesan verbal. *Misalnya*, Anda memuji prestasi teman sambil mencibirkan bibir.

### **4. Aksentuasi**

Memperteguh, menekankan atau melengkapi perilaku verbal. *Misalnya*, menggunakan gerakan tangan, nada suara yang melambat ketika berpidato. Isyarat nonverbal tersebut disebut affect display.

### **5. Komplemen**

Perilaku Nonverbal dapat meregulasi perilaku verbal. *Misalnya*, saat kuliah akan berakhir, Anda melihat jam tangan dua-tiga kali sehingga dosen segera menutup kuliahnya.

### **2.2.3 Variasi Budaya**

Budaya adalah suatu cara hidup yang berkembang, dan dimiliki bersama oleh sebuah kelompok orang, dan diwariskan dari generasi ke generasi. Budaya terbentuk dari banyak unsur yang rumit, termasuk sistem agama dan politik, adat istiadat, bahasa, perkakas, pakaian, bangunan, dan karya seni. Bahasa, sebagaimana juga budaya, merupakan bagian tak terpisahkan dari diri manusia sehingga banyak orang cenderung menganggapnya diwariskan secara genetis. Ketika seseorang berusaha berkomunikasi dengan orang-orang yang berbeda budaya, dan menyesuaikan perbedaan-perbedaannya, membuktikan bahwa budaya itu dipelajari.

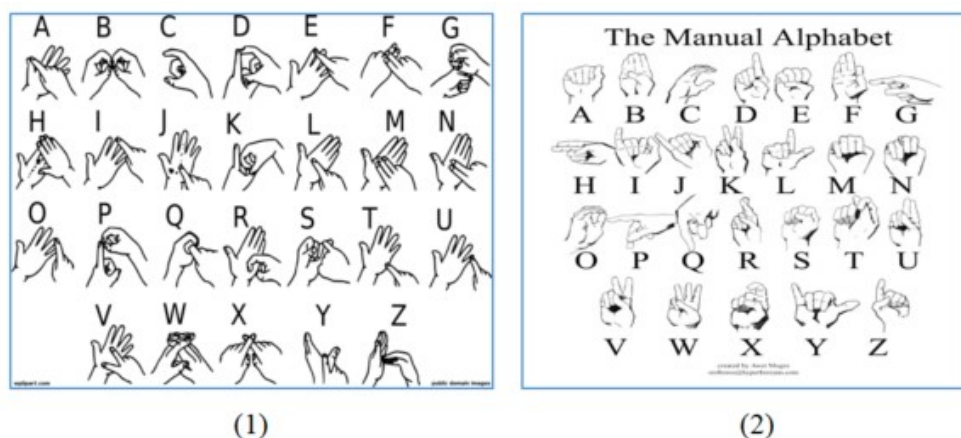
Budaya adalah suatu pola hidup menyeluruh. budaya bersifat kompleks, abstrak, dan luas. Banyak aspek budaya turut menentukan perilaku komunikatif. Unsur-unsur

sosio-budaya ini tersebar, dan meliputi banyak kegiatan sosial manusia. Beberapa alasan mengapa orang mengalami kesulitan ketika berkomunikasi dengan orang dari budaya lain terlihat dalam definisi budaya: Budaya adalah suatu perangkat rumit nilai-nilai yang dipolarisasikan oleh suatu citra yang mengandung pandangan atas keistimewaannya sendiri. "Citra yang memaksa" itu mengambil bentuk-bentuk berbeda dalam berbagai budaya seperti "individualisme kasar" di Amerika, "keselarasan individu dengan alam" di Jepang dan "kepatuhan kolektif" di Tiongkok.

Budaya asal seseorang amat menentukan bagaimana orang tersebut berkomunikasi secara nonverbal. Perbedaan ini dapat meliputi perbedaan budaya Barat-Timur, budaya konteks tinggi dan konteks rendah, bahasa, dsb. Sebagai contoh, orang dari budaya Oriental cenderung menghindari kontak mata langsung, sedangkan orang Timur Tengah, India dan Amerika Serikat biasanya menganggap kontak mata penting untuk menunjukkan keterpercayaan, dan orang yang menghindari kontak mata dianggap tidak dapat dipercaya.

#### 2.2.4 Implementasi Bahasa Isyarat

Implementasi bahasa isyarat ini banyak dilakukan di berbagai negara. Umumnya standar Bahasa isyarat di setiap negara mengikuti Bahasa utama di negara tersebut seperti: American Sign Language, Arabic Sign Language, Standar Isyarat Bahasa Indonesia, dan sebagainya. Namun ada beberapa negara yang memiliki bahasa utama yang sama namun memiliki standar bahasa isyarat yang berbeda, seperti British Sign Language dan American Sign Language. Atau bahasa utama berbeda tapi bahasa isyarat yang sama yaitu: Inggris dan Spanyol yang mengadopsi bahasa isyarat yang sama.



Gambar 2-1. British Sign Language [7] dan American Sign Language [8]

Pada Gambar 2-1 menunjukkan British Sign Language dan American Sign Language, dimana kedua negara tersebut menggunakan Bahasa Inggris sebagai bahasa ibu tapi menerapkan standar sign language yang berbeda.

### 2.2.5 Standar Isyarat Bahasa Indonesia

Standar Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) merupakan standar bahasa isyarat yang digunakan dalam wilayah Negara Kesatuan Republik Indonesia (NKRI). Terdapat standar bahasa isyarat lainnya yang juga digunakan di kawasan NKRI, yaitu Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO). Terdapat perbedaan mendasar dalam penerapannya meskipun keduanya menerapkan presentasi bahasa yang sama yaitu Bahasa Indonesia.



Gambar 2-2. Gestur pada standar BISINDO [9]

Pada SIBI gestur yang digunakan adalah menggunakan satu tangan untuk keseluruhan presentasinya, sedangkan BISINDO cenderung menggunakan kedua tangan dalam penerapannya. Perbedaan lainnya adalah SIBI merupakan standar resmi yang ditetapkan oleh pemerintahan NKRI, sedang BISINDO lebih merupakan kesepakatan komunitas difable di kawasan Indonesia saja.

Gambar 2-2 mempresentasikan gestur abjad yang digunakan dalam standar BISINDO. Terlihat bahwa sebagian besar standar alphabet di BISINDO menggunakan dua tangan dan jari untuk merepresentasikannya. Pada Gambar 2-3 mempresentasikan



gestur alphabet untuk standar SIBI yang umumnya menggunakan satu tangan untuk presentasinya.

Kamus besar SIBI mengacu pada system isyarat berdasarkan struktur dan memeliki ciri khas sebagai berikut:

- Satu isyarat melambangkan satu kata atau morfem.
- Dalam isyarat struktural, terdapat imbuhan kata.
- Bahasa isyarat harus sama dengan bahasa lisan dan dituangkan dalam kamus SIBI dan dituangkan dalam kamus secara efisien dengan deskripsi dan gambar yang jelas



Gambar 2-3. Gestur pada standar SIBI [10]

Dalam SIBI terdapat komponen yang berfungsi sebagai penentu atau pembeda makna yang terdiri dari:

1. Penampil, yakni tangan atau bagian tangan yang berfungsi untuk membentuk Bahasa isyarat.
2. Posisi, adalah kedudukan satu ataupun dua tangan terhadap pengisyarat sewaktu melakukan gerakan isyarat. Seperti arah hadap tangan kanan atau kiri, posisi telapak tangan, dan kedudukan kedua tangan apakah berdampingan, berjajar, bersilang, dan lain sebagainya.

3. Tempat, bagian badan yang menjadi lokasi isyarat tersebut dibentuk atau arah akhir dari suatu bahasa isyarat.
4. Arah, yaitu gerak penampil ketika isyarat tersebut dibuat diantaranya menjauhi atau mendekati pengisyarat, ke samping atau bolak-balik, dan lurus ataupun melengkung.
5. Frekuensi, yakni jumlah gerak yang dilakukan pada waktu isyarat dibentuk. Ada isyarat yang frekuensinya hanya sekali, namun ada yang dua kali atau lebih, dan ada juga yang gerakan kecil namun diulang-ulang.

Selain itu juga terdapat komponen lainnya yaitu: kecepatan gerakan, mimik muka, dan lain sebagainya.

#### **2.2.6 Ruang Lingkup dan Implementasi SIBI**

Ruang lingkup dan implementasi SIBI dapat didefinisikan dalam beberapa bagian, yaitu antara lain: Isyarat Utama, merupakan isyarat yang maknanya mewakili suatu kata ataupun konsep.

- a. Isyarat Tambahan, yakni isyarat yang bersifat sebagai awalan dan akhiran.
- b. Isyarat Awalan merupakan isyarat yang dibentuk dengan tangan kanan sebagai penampil utama dan tangan kiri sebagai penampil pendamping. Isyarat awalan dibentuk sebelum isyarat pokok. Sedangkan Isyarat Akhiran dan partikel dibentuk dengan tangan kanan sebagai penampil, ditempatkan di depan dada dan digerakkan mendatar ke kanan.
- c. Isyarat Bentuk, adalah isyarat yang dibentuk dari penggabungan isyarat pokok dengan isyarat tambahan atau penggabungan dua atau lebih isyarat pokok.
- d. Abjad Jari, ialah isyarat yang dibentuk dengan jari-jari tangan kanan atau kiri untuk mengeja gerakan huruf dan angka. Bentuk isyarat bagi huruf dan angka dalam

Sistem Isyarat Bahasa Indonesia serupa dengan International Manual Alphabet. Gambar 2-4 menunjukkan isyarat-isyarat tambahan dalam standar Sistem Isyarat Bahasa Indonesia. Dalam perkembangannya, Sistem Isyarat Bahasa Indonesia sudah banyak mengalami perubahan mengikuti tata bahasa Indonesia yang juga berkembang, sehingga pendefinisian gestur yang mewakili perkembangan tersebut mutlak diperlukan. Update atas library Sistem Isyarat Bahasa Indonesia akan sangat membantu bagi pengguna utama yaitu para penderita disabilitas dan para pendidik, di samping itu, peluang bagi pengembang aplikasi untuk membuat aplikasi pendukung SIBI masih terbuka lebar.



Gambar 2-4. Isyarat Tambahan Sibi: Isyarat Awalan (1) dan Isyarat Akhiran (2) [10]

### 2.3 Teori Bayes

Pembelajaran Bayes merupakan jenis pembelajaran yang paling praktis untuk banyak permasalahan dengan cara menghitung nilai probabilitas yang ada. Teknik pembelajaran Bayes sangat kompetitif jika dibandingkan dengan algoritma pembelajaran lainnya dan dalam banyak kasus nilainya cenderung melebihi yang lain. Algoritma pembelajaran Bayes sangatlah penting dikarenakan Bayes mampu memberikan perspektif yang unik dalam memahami banyak algoritma yang tidak secara langsung menggunakan probabilitas. Teori Bayes [11] dinyatakan dalam persamaan berikut ini:

$$P(C|f) = \frac{P(f|C)P(C)}{P(f)} \quad (2.1)$$

Dimana:

- $P(f)$  merupakan prediksi dari probabilitas sebelumnya yang berdasarkan fitur
- $P(C)$  merupakan nilai probabilitas pada data sebelumnya dalam kelas  $C$
- $P(C|f)$  merupakan probabilitas kelas selanjutnya ( $C, target$ ) dengan predictor ( $f, atribut$ )
- $P(f|C)$  merupakan kemungkinan yang merupakan probabilitas prediktor kelas yang diberikan

Dalam kasus umum, jika kita memiliki  $K$  kelas yang lengkap;  $f_i, i = 1, \dots, K$ ;  $P(C|f)$  merupakan probabilitas mendapatkan  $f$  sebagai input ketika ia sudah diketahui masuk ke dalam kelas  $f_i$ . Nilai  $P(C)$  dapat dihilangkan, karena jika nilai probabilitas diurutkan berdasarkan kelas, maka nilai  $P(C)$  akan selalu sama.

Sehingga dapat disederhanakan menjadi persamaan berikut ini.

$$P(C|f) \propto P(f|C)P(C) \quad (2.2)$$

Yang kemudian dihitung probabilitas porterior dari kelas atribut  $f_i$  dengan menggunakan persamaan berikut ini.

$$P(f_i|C) = \frac{P(C|f_i)P(f_i)}{P(C)} = \frac{P(C|f_i)P(f_i)}{\sum_{i=1}^K P(C|f_i)P(f_i)} \quad (2.3)$$

Sehingga untuk memilih hipotesis terbaik diantara beberapa hipotesis yang dihasilkan, hipotesis  $h_{MAP}$  dipilih yakni sebuah nilai posterior maksimum (MAP) dan jika nilai  $P(h)$  dianggap sama untuk semua hipotesis maka kemungkinan terbesar adalah untuk meminimalisir nilai hipotesis maksimum yang berkemungkinan.

### 2.3.1 Klasifikasi Naïve Bayes

Teknik klasifikasi Naive Bayes [12] yang juga banyak dikenali sebagai Bayesian Theorem sangat cocok digunakan dalam suatu data yang memiliki banyak dimensi input. Selain itu, Naive Bayes juga mampu menampung data dengan nilai dari suatu variabel yang berubah-ubah baik yang terus menerus atau kategoris. Klasifikasi Naive Bayes diambil berdasarkan pemyederhanaan pendapat bahwa nilai atribut secara bersyarat independen dan diberikan nilai target. Dengan kata lain, asumsi bahwa yang diberikan ke dalam nilai suatu target hanya produk dari probabilitas untuk sebuah atribut yang independent yang dinotasikan sebagai berikut

$$P(a_1, a_2, \dots, a_n) = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} \prod_i P(a_i|v_j) \quad (2.4)$$

$$u_N B = \underset{v_j \in V}{\operatorname{argmax}} P(v_j) \prod_i P(a_i|v_j) \quad (2.5)$$

Sehingga disimpulkan bahwa teknik klasifikasi Naive Bayes menganggap nilai beberapa fitur tertentu dalam sebuah kelas tidak memiliki relasi dengan keberadaan fitur lain dalam kelas tersebut di percobaan selanjutnya, karena semua fitur dianggap secara independen berkontribusi dalam probabilitas nilai tertentu dan karena itu teknik klasifikasi ini dinamakan 'Naive'.

Pada persamaan 2.4 nilai  $\operatorname{argmax}$  (arguments of the maximum) mengaju pada input atau argumen yang menghasilkan nilai output sebesar mungkin. Sehingga untuk mencari nilai probabilitas, dilakukan perhitungan probabilitas seperti pada persamaan 2.2 kemudian dicari nilai probabilitas yang terbesar.

Teknik klasifikasi Naive Bayes ini sangat cocok digunakan untuk prediksi yang bersifat real-time karena pertimbangan kecepatannya dalam hal perhitungan. Ada tiga macam tipe Naive Bayes [12]:

1. Gaussian: Digunakan pada klasifikasi yang berasumsi bahwa nilai-nilai yang ada pada data tersebut sudah tersebar rata berdasarkan teknik Gaussian (normal distribution) untuk selanjutnya jenis yang digunakan pada tugas akhir ini adalah Gaussian,

2. Multinomial: Digunakan untuk jumlah data yang bersifat diskrit,
3. Bernoulli: Model binomial ini cocok digunakan jika nilai pada fitur tersebut bersifat biner (0 dan 1).

Pada kasus contoh klasifikasi hewan dengan menggunakan Bayes sebagai metode klasifikasinya, Bayes mudah dihitung untuk fitur bertipe kategoris misalkan dengan fitur “penutup kulit dengan nilai {bulu,rambut, cangkang} atau kasus fitur “jenis kelamin” dengan nilai {pria,wanita}. Namun untuk fitur dengan tipe numerik (kontinu) ada perlakuan khusus sebelum dimasukkan dalam Naïve Bayes. Caranya adalah :

- a. Melakukan diskretisasi pada setiap fitur kontinu dan mengganti nilai fitur kontinu tersebut dengan nilai interval diskret. Pendekatan ini dilakukan dengan mentransformasikan fitur kontinu ke dalam fitur ordinal.
- b. Mengasumsikan bentuk tertentu dari distribusi probabilitas untuk fitur kontinu dan memperkirakan parameter distribusi dengan data pelatihan. Distribusi Gaussian biasanya dipilih untuk merepresentasikan probabilitas bersyarat dari fitur kontinu pada sebuah kelas  $P(X_i|Y)$ , sedangkan distribusi Gaussian dikarakteristikkan dengan dua parameter : mean,  $\mu$  dan varian,  $\sigma^2$ . Untuk setiap kelas  $y_j$ , probabilitas bersyarat kelas  $y_j$  untuk fitur  $X_i$  adalah :

$$P(X_i = x_i | Y = y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}^2}} e^{-\frac{(x_i - u_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (2.6)$$

Parameter  $u_{ij}$  bisa didapat dari mean sampel  $X_i$  ( $\bar{x}$ ) dari semua data latih yang menjadi milik kelas  $y_j$ , sedangkan  $\sigma_{ij}^2$  dapat diperkirakan dari varian sampel ( $s^2$ ) dari data latih.

### 2.3.2 Karakteristik Naïve Bayes

Klasifikasi dengan Naïve Bayes bekerja berdasarkan teori probabilitas yang memandang semua fitur dari data sebagai bukti dalam probabilitas. Hal ini memberikan karakteristik Naïve Bayes sebagai berikut:

- a. Metode Naïve Bayes bekerja teguh (robust) terhadap data-data yang terisolasi yang biasanya merupakan data dengan karakteristik berbeda (outliner). Naïve Bayes juga bisa menangani nilai atribut yang salah dengan mengabaikan data latih selama proses pembangunan model dan prediksi.
- b. Tangguh menghadapi atribut yang tidak relevan
- c. Atribut yang mempunyai korelasi bisa mendegradasi kinerja klasifikasi Naïve Bayes karena asumsi independensi atribut tersebut sudah tidak ada

### 2.3.3 Implementasi Gaussian pada Naïve Bayes

Pada tugas akhir ini digunakan algoritma perhitungan Gaussian yang berasumsi bahwa penyebaran data terdistribusi normal (*Gaussian Distribution*). Prosedur awalnya adalah dilakukan pembuatan segmen data berdasarkan kelas, kemudian menghitung rata-rata (*mean*) dan nilai variasi (*variance*) perfitur. Dimisalkan nilai *mean* merupakan  $\mu_c$  dan nilai standar deviasi  $\sigma_c$  sehingga nilai var menjadi  $\sigma_c^2$ . Standar deviasi atau varian dihitung untuk mengetahui keragaman pada suatu kelompok data.

$$\sigma_c^2 = \frac{n \sum_i x_i^2 - (\sum_i x_i)^2}{n(n-1)} \quad (2.7)$$

Dimana

$\sigma_c^2$  adalah varian

$x_i$  adalah nilai fitur  $x$  pada  $i$

$n$  adalah ukuran sample fitur

Kemudian, hasil dari perhitungan varian tersebut dimasukkan ke rumus perhitungan yang digunakan dalam algoritma Gaussian:

$$P(x = v | C) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c^2}} e^{\frac{-(v-u_c)^2}{2\sigma_c^2}} \quad (2.8)$$

Dimana

$P(x = v | C)$  adalah probabilitas kelas  $C$  dengan data baru  $v$

$\sigma_c^2$  adalah varian pada kelas  $C$

$v$  adalah fitur yang dicari kelasnya

$u_c$  adalah nilai rata-rata pada kelas  $C$

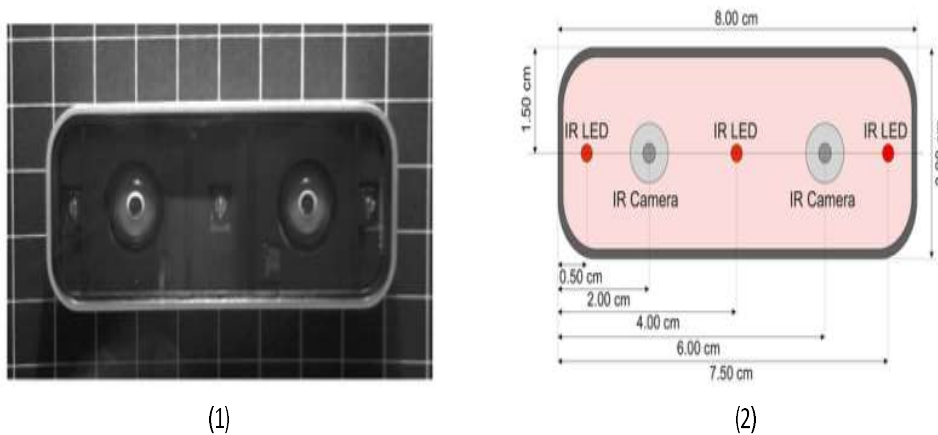
Nilai variant dihitung pada persamaan (2.6) sedangkan nilai  $\pi$  dan  $c$  adalah konstanta. Setelah hitungan dilakukan, maka hasil kali dari  $P(v|C)$  dicari nilai terbesarnya, sehingga kelas tersebut terpilih.

### 2.4 Leap motion

Leap motion merupakan sensor perangkat keras yang diproduksi oleh Leap Motion, Inc. sejak tahun 2010. Leap motion memiliki ukuran yang kecil yakni dimensi 0.5 x 1.2 x 3 inchi [5]. Leap motion membaca gerak tangan dan jari sebagai input, dan dapat pula berperan sebagai pengganti mouse tanpa harus menyentuh dengan tangan. Leap motion dapat disambungkan ke laptop atau komputer menggunakan kabel USB. Pada dasarnya, Leap motion diciptakan untuk menghadap ke atas, namun seiring perkembangannya juga sudah muncul perangkat lunak dari Leap motion agar dapat diaplikasikan dengan menggunakan Virtual Reality (VR).

Performa yang dihasilkan oleh Leap motion sudah diuji untuk dibandingkan dengan beberapa alat yang banyak digunakan dan memiliki fungsi yang sama, contohnya dengan mouse. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa mouse menghasilkan nilai error 5% lebih kecil dibandingkan dengan menggunakan controller leap motion.

Seperti yang ditunjukkan dalam Gambar 2.5, di dalam Leap motion terdapat dua kamera monokromatik dan tiga LED infrared. Karena sensor tersebut, maka pengambilan data sangat tidak disarankan dengan latar belakang cahaya matahari dikarenakan akan mengganggu kinerja infrared, pencahayaan yang disarankan adalah dengan menggunakan lampu ruangan. Jarak jangkauan Leap motion mencapai satu meter dan data dikirimkan ke komputer melalui sambungan USB. Berdasarkan pengamatan Leap motion memiliki akurasi deteksi sekitar 200  $\mu\text{m}$  sehingga banyak dikembangkan sebagai kontroler dan juga pengenalan gerak.

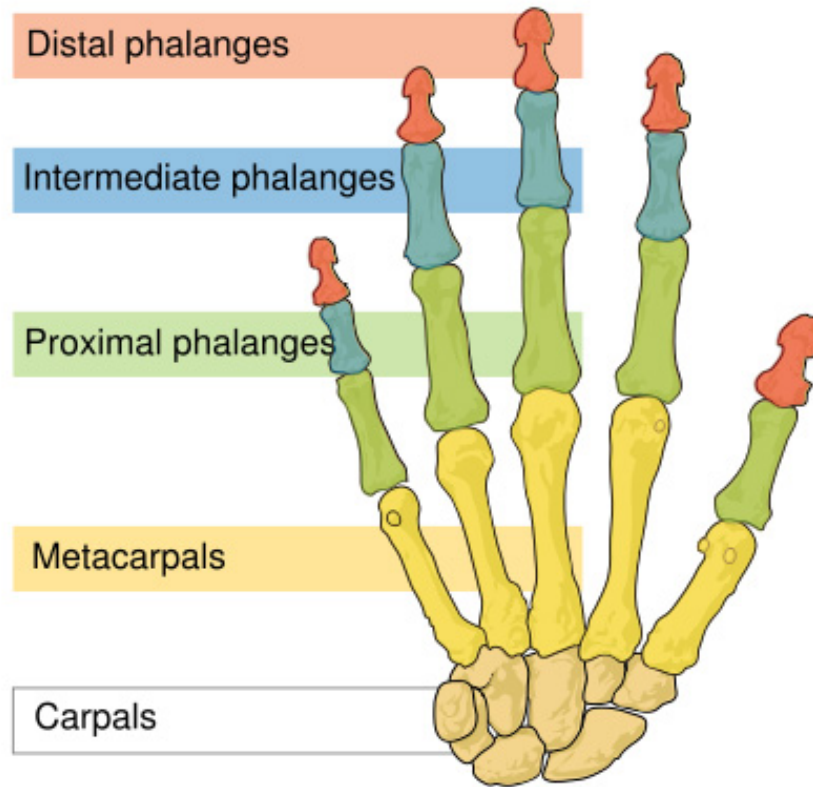


Gambar 2-5. Perangkat Keras Controller Leap Motion [13]

Menurut penelitian dalam pengaplikasian Leap motion, rangka Distal phalanges pada jari tengah dan jari kelingking merupakan kedua jari yang posisinya paling tidak stabil. Leap motion juga dapat membaca posisi dan arah dari masing-masing tulang pada tangan seseorang seperti pada Gambar 2-6.

Tulang distal phalange pada jari telunjuk yang terstabil diantara yang lain. Lalu, hal yang paling sering menjadi pemancing eror adalah posisi dimana satu jari menutupi jari lainnya sehingga Leap motion tidak bisa mendapatkan data lengkap mengenai jari-jari tersebut. Oleh karena itu, dalam penelitian ini pula, gerakan tangan yang mempengaruhi pendeteksian jari tengah dan jari kelingking sedikit dihindari.

Leap motion melakukan banyak perubahan dalam SDK semenjak pertama kali peluncurannya. Versi terbaru dari Leap motion saat ini adalah Orion Versi 3.1.2 yang juga digunakan dalam tugas akhir ini. Leap motion menyediakan pembacaan data (preprocessing) melalui Application Programming Interface (API) maupun Sistem Distribution Kits (SDK) dari vendor leap motion. Dimana data didapatkan melalui setiap frame dari objek yang ditangkap oleh sensor.



Gambar 2-6. Anatomi Tulang Tangan Manusia [14]

Ada beberapa informasi objek yang bisa ditangkap oleh Leap motion dalam versi terbarunya:

1. Posisi telapak tangan, dapat berupa vektor ruang tiga dimensi dan juga kecepatan geraknya (velocity),
2. Orientasi tangan,
3. Posisi ujung jari, arah, dan kecepatan dimana nilai  $i$  adalah 0 sampai dengan 4 merepresentasikan ibu jari, telunjuk, jari tengah, jari manis dan kelingking,
4. Orientasi lengan.

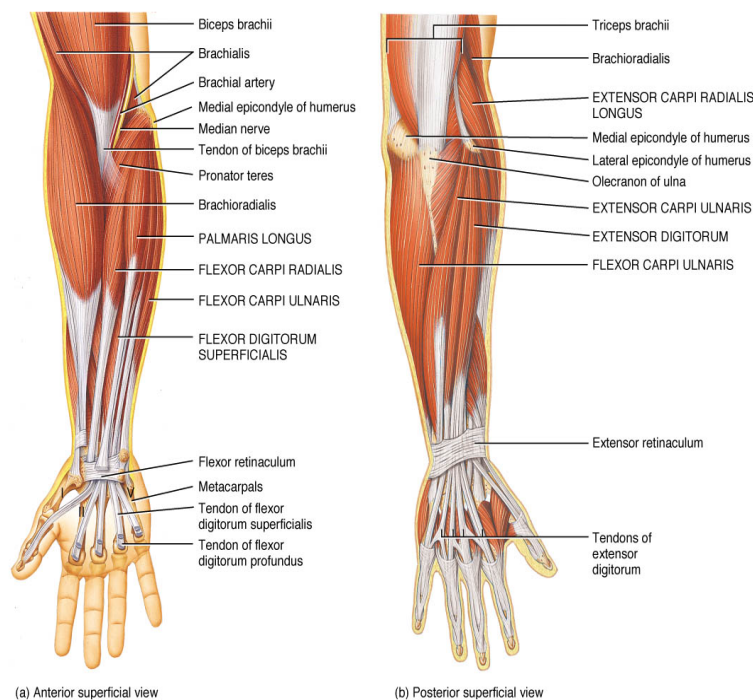


## 2.5 Electromyograph

Dalam hal tinjauan pustaka mengenai myo armband, tidak terlepas dalam pembahasan mengenai electromyography atau pengetahuan mengenai pembacaan aktifitas otot yang menghasilkan sinyal listrik. Electromyography (EMG) merupakan teknik untuk membaca dan memantau aktivitas sinyal bioelektrik yang diproduksi oleh otot skeletal. Alat yang digunakan untuk merekam sinyal otot tersebut dinamakan electromyograph. Electromyograph akan mendeteksi potensi aktivitas sinyal elektrik dari serabut otot ketika sedang terjadi aktivitas elektrik (kontraksi). Analisa sinyal EMG dapat diaplikasikan dalam berbagai bidang, antara lain: medis, fisioterapi/rehabilitasi, pelatihan olahraga dan ergonomi. Contoh pemanfaatannya adalah untuk mendeteksi kelelahan otot, kinesiologi, gangguan kontrol motor, tangan prostetic dan analisa gerak biomekanik manusia.

### 2.5.1 Forearm Muscle

Forearm atau lengan bawah merupakan wilayah yang mengacu antara siku dan pergelangan tangan. Lengan bawah dibagi menjadi dua bagian yaitu ventromedial atau flexor dan dorsalateral atau extensor. Otot lengan bawah dipisahkan menjadi bagian anterior (fleksor pergelangan tangan dan jari-jari pronator) dan bagian posterior (ekstensor pergelangan tangan dan jari dan supinator).



Gambar 2-7. Forearm Muscle and Fingers [15]

### **2.5.2 Proses Pembangkitan Sinyal EMG**

Pembangkitan sinyal EMG pada otot forearm adalah melalui beberapa tahapan, yaitu sebagai berikut:

#### **1. Resting Membrane Potential**

Dalam keadaan istirahat maka potensial dari dalam ke luar serabut otot kira-kira -90mV. Hal ini disebabkan karena perbedaan konsentrasi ion dan akan menimbulkan transportasi ion (ion pumps).

#### **2. Muscle Fiber Action Potential**

Ketika potensial aksi menjalar di sepanjang axon dari semua serabut otot, maka pada sambungan neuromuscular akan dikeluarkan neuro transmitter acetylcholine. Transmitter ini yang menyebabkan potensial aksi pada serabut otot. Hal ini akan mengubah perbedaan potensial antara dalam dan luar serabut otot dari sekitar -90mV menjadi sekitar 20 sampai 50mV, sehingga terjadi kontraksi serabut otot. Potensial aksi ini akan menjalar dan diikuti menjalarnya depolarisasi pada membran serabut otot. sinyal yang dihasilkan akan dapat diukur jika sebuah serabut otot adalah aktif dalam suatu waktu, hal ini disebut Muscle Fiber Action Potential (MFAP).

#### **3. Potensial Aksi Unit Motor**

Sejak aktivasi dari sebuah neuron motor alpha (an alpha neuron motor) menyebabkan kontraksi serabut otot, sejumlah sinyal, sebagai kontribusi dari potensial aksi serabut otot yang biasanya diukur. Aktivitas otot listrik ini disebut potensial aksi motor unit (MUAP). Jadi MUAP adalah gelombang yang diukur ketika sebuah unit motor diaktivasi pada suatu waktu.

#### **4. Pengukuran Sinyal EMG**

Beberapa sinyal EMG berasal dari beberapa unit motor dan didefinisikan sebagai jumlah dari semua MUAP ditambah noise dan artefact. EMG pada umumnya direkam dengan menggunakan elektrode yang dipasang pada permukaan kulit atau lebih sering jarum elektrode yang dimasukkan secara langsung ke dalam otot. Ada beberapa tipe elektrode yang digunakan untuk mengukur sinyal EMG, yaitu elektrode jarum, finewire electrodes, dan surface electrodes. Jenis elektrode yang sering digunakan adalah surface electrodes, karena mudah dalam pemasangannya dan tidak terlalu mengganggu aktivitas dari orang yang diteliti. Surface electrodes digunakan sekali pakai karena perekatnya mudah lepas. Elektrode mengambil tegangan yang dihasilkan oleh kontraksi serat otot.

### **2.5.3 Myo armband sensor**

Dalam upaya mengurangi-kekurangan EMG sebelumnya, pada tahun 2013 Thalmic Labs menciptakan alat bernama Myo armband. Myo armband menggabungkan perangkat wireless dan sensor EMG. Elektrode yang digunakan pada myo armband adalah jenis elektrode permukaan (surface elektrode). Alat ini lebih mudah digunakan, lebih efektif, jangka waktu pemakaian lama, dan dapat digunakan oleh siapa saja tanpa harus melakukan kalibrasi terlebih dahulu.

Myo armband membaca aktivitas listrik otot lengan melalui kedelapan sensornya. Alat ini dapat digunakan untuk mengontrol suatu alat secara wireless atau secara jarak jauh. Myo armband juga dilengkapi dengan data Inertial Measurement Unit (IMU) melalui akselerometer, giroskop dan magnetometer. IMU digunakan untuk memperkirakan posisi relatif, kecepatan, akselerasi dari gerakan motor. Secara default Myo armband mampu mengenali lima gerakan tangan (menggenggam, geser kekiri, geser kekanan, merentangkan jari dan double-tap) yang dapat dimanfaatkan bersamaan dengan data IMU untuk mengontrol aplikasi. Myo armband menyediakan data EMG mentah pada frekuensi 200 Hz, terdiri dari timestamp dan range nilai tiap sensor -128 hingga 127. Myo Armband mampu membedakan perbedaan gerakan jari dan arah putaran tangan dengan cara mengukur perbedaan pola impuls listrik yang dihasilkan oleh gerakan tangan menggunakan inertial sensor. Myo armband banyak digunakan untuk kontrol game, musik, drone, presentasi dan kontrol multimedia lainnya.

### **2.5.4 Konfigurasi Myo armband pada forearm**

Pengamatan sinyal EMG menggunakan myo armband lengan bawah. bertujuan untuk mendapatkan perbedaan yang signifikan ketika tangan sedang melakukan gerakan. Elektrode myo armband diposisikan secara circular seperti Gambar 2.4. Konfigurasi elektrode myo yaitu channel 4 yang memiliki marker biru diikuti channel 3 searah jarum jam dan channel 5 berlawanan arah jarum jam. Marker biru (channel 4) mempunyai lempengan elektrode yang lebih besar jika dibandingkan dengan lempengan elektrode lain. Otot utama yang dicakup adalah otot Extensor Digitorum dan Flexor Digitorum. Otot tersebut adalah otot yang menggerakkan pergelangan tangan, jari telunjuk, jari tengah, jari manis dan kelingking. Berikut merupakan daftar urutan channel dan otot dibawahnya:

- Channel 1 adalah otot Flexor Carpi Ulnaris
- Channel 2 adalah otot Extensor Carpi Ulnaris
- Channel 3 adalah otot Extensor Carp Radialis

- Channel 4 adalah otot Flexor Digitorum Superficialis
- Channel 5 adalah otot Brachioradialis
- Channel 6 adalah otot Flexor Carpi Radialis
- Channel 7 adalah otot Palmaris Longus
- Channel 8 adalah otot Flexor Digitorum Profundus

### 2.5.5 Pemetaan Fungsi Otot

Berikut ini merupakan uraian mengenai fungsi-fungsi otot yang dimonitor oleh sensor myo armband:

- **Flexor Carpi Ulnaris.**

Merupakan otot yang menyusun lengan bawah pada bagian depan. Otot ini membantu gerakan fleksi dan adduksi pergelangan tangan.

- **Extensor Carpi Ulnaris.**

Merupakan **otot** yang terletak di lengan bawah yang berfungsi pada pergerakan pergelangan tangan. Sebagai otot ekstensor, extensor carpi ulnaris berada di sisi **posterior** lengan bawah.

- **Extensor Carp Radialis**

Merupakan satu dari lima otot utama yang mengatur pergerakan pergelangan tangan. Sesuai dengan namanya, otot ini berukuran cukup panjang. Berfungsi pada sendi siku dan sendi tangan. Pada sendi siku, digunakan untuk pergerakan fleksi, pronasi atau supinasi (pergerakan memutar dari posisi akhir yang berlawanan hingga ke posisi tengah). Pada sendi tangan dapat melakukan gerakan fleksi dorsal, abduksi ke radial.

- **Flexor Digitorum Superficialis**

Merupakan adalah **otot** flexor ekstrinsik pada **jari tangan**. Digunakan untuk **gerakan fleksi** jari-jari tangan.

- **Brachioradialis**

Otot lengan yang bertindak untuk flex lengan di siku. Ini juga mampu pronation dan supination, tergantung pada posisi lengan bawah.

- **Flexor Carpi Radialis**

Merupakan satu dari lima **otot** utama yang mengatur pergerakan pergelangan tangan. Sesuai dengan namanya otot ini berukuran cukup panjang. Berfungsi pada sendi siku dan sendi tangan. Pada sendi siku, digunakan untuk pergerakan fleksi, pronasi atau supinasi (pergerakan memutar dari posisi akhir yang

berlawanan hingga ke posisi tengah). Pada sendi tangan dapat melakukan gerakan fleksi dorsal, abduksi ke radial.

- **Palmaris Longus**

Merupakan otot fleksor dari sendi metacarpophalangeal yang berdegenerasi. Umumnya dilengkapi saraf dari percabangan dari saraf medius. Fungsi otot ini untuk gerakan fleksi pada tangan.

- **Flexor Digitorum Profundus**

Merupakan otot di lengan bawah yang ruas –ruas jari (juga dikenal sebagai digit). Hal ini dianggap sebagai otot tangan ekstrinsik karena bertindak di tangan sementara otot *belly* yang terletak di lengan bawah.

## **2.6 Riset Terkait**

Terdapat beberapa riset yang berkaitan dengan pengenalan Bahasa isyarat dengan menggunakan controller leap motion, myo armband, kinect, dan sebagainya. Beberapa di antara mereka adalah sebagai berikut

### **2.6.1 Pengenalan gestur tangan dengan menggunakan perangkat leap motion dan Kinect [4]**

Pada riset ini, peneliti menggunakan perangkat multi modal leap motion dan kinect sebagai media pengambilan datanya. Mereka adalah peneliti team peneliti dari Departemen Teknik Informasi Universitas Padova yaitu: Giulio Marin, Fabio Dominio, dan Pietro Zanuttigh. Pada riset ini, peneliti menggunakan Bahasa isyarat American Sign Language sebagai obyek penelitiannya. Dengan melibatkan 14 subyek penelitian yang masing-masing memperagakan 10 gestur yang sudah ditentukan dan melakukan pengambilan data sebanyak 10 setiap gesturnya, maka didapatkan sample data sebanyak 1400. Fitur yang diekstraksi dari controller leap motion adalah: Angles, Distances, dan Elevations. Sedangkan dari controller Kinect diambil fitur Correlations dan Curvatures. Keseluruhan fitur diekstraksi dari raw data dari kedua controller yang sudah tersinkronisasi berdasarkan waktu. Adapun klasifikasi yang digunakan adalah Support Vector Machine yang berbasiskan multi-class. Peneliti mendapatkan peningkatan akurasi yang tinggi pada perhitungan dengan menggunakan algoritma klasifikasi yang sama pada gabungan fitur leap motion dan kinect, dibandingkan dengan penggunaan masing-masing controller secara independen. Pada pemakaian independen didapatkan akurasi sebesar 80.86% untuk pemakaian leap motion saja, dan didapatkan akurasi sebesar 89.71% untuk pemakaian controller kinect saja, Sedangkan untuk pemakaian gabungan fitur dari keduanya atau dikenal sebagai multi modal, didapatkan akurasi sebesar 91.28%.

Kekurangan pada penelitian ini masih dalam hal ketidakmampuan kedua perangkat memproses gestur yang melibatkan jari yang tidak tertangkap oleh kamera keduanya, walaupun multi modalitas dari penelitian ini menghasilkan akurasi di atas 90%

### **2.6.2 Pengenalan gestur tangan menggunakan leap motion untuk pengenalan Arabic Sign Language [16]**

Pada penelitian ini digunakan leap motion sebagai satu-satunya controller pengambilan data dari gestur Bahasa isyarat. Bahasa isyarat sebagai obyek penelitiannya adalah Arabic Sign Language yang terdiri dari 28 gestur static dari “alif” sampai dengan “yah” dan angka 0 sampai dengan 9. Penulis merupakan peneliti di lingkungan Departemen Teknik Elektro, Universitas Tunis El Manar, Tunisia yaitu Bassem Khelil dan Hamid Amiri. Fitur yang diekstraksi terdiri dari 4 jenis yaitu: besaran posisi finger tips, sudut antara jari dengan pusat tangan, sudut antara jari dengan jari lainnya, dan gabungan dari radius lengkungan tangan dan jumlah jari. Penelitian ini menggunakan klasifikasi SVM dengan basis multi-class untuk melakukan proses klasifikasinya. Dengan klasifikasi ini, dapat dikenali keseluruhan gestur dalam Arabic Sign Language. Dan hasil akhir dari proses klasifikasi untuk semua gestur yang diujicobakan, didapatkan akurasi sebesar 91%. Kekurangan dari penelitian ini adalah sama dengan penelitian terkait sebelumnya yaitu controller leap motion tidak dapat memproses jari tangan yang berdampingan, saling menutupi satu sama lain, tersembunyi dari kamera, dan posisi jari yang tidak tegak lurus terhadap kamera.

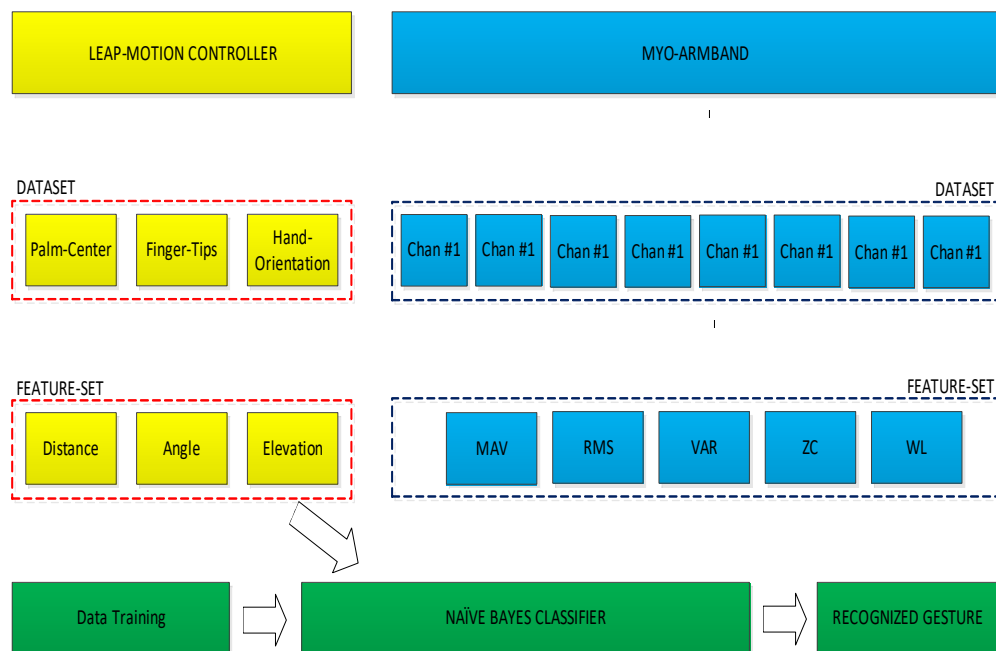
### **2.6.3 Evaluasi pengenalan bahasa isyarat LIBRAS dengan menggunakan myo armband [17]**

Pada penelitian ini, dilakukan evaluasi terhadap pengenalan Bahasa isyarat dengan menggunakan controller myo armband. Obyek penelitian dalam hal ini adalah alphabet dalam Brazillian Sign Language atau LIBRAS. Penelitian dilakukan oleh 4 orang dari UFPE, Recife Brazil yaitu: João Gabriel Abreu, João Marcelo Teixeira, Lucas Silva Figueiredo, dan Veronica Teichrieb. Fitur yang diekstraksi dari myo armband adalah Moving Variance dan Mean Absolute Value. Sedangkan klasifikasi yang digunakan adalah Artificial Neural Network (ANN). Penelitian ini melibatkan 28.500 data reading yang terdiri dari 20 abjad brazil. Hasil akhir dari penelitian menunjukkan bahwa pemakaian myo arm band dalam penggunaan sign language susah diterapkan dibandingkan penggunaan controller pengamatan lainnya dikarenakan sensitivitas dari data yang dihasilkan oleh myo armband yang seringkali gagal mendeteksi gestur yang memiliki kemiripan.

## BAB 3

### METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini berdasarkan output data yang dihasilkan oleh kedua *controller leap motion* dan *myo armband*. Kedua *controller* ini menghasilkan output data yang realtime sehingga diperlukan diperlukan proses pengambilan data, pre-processing data, ekstraksi fitur, dan metode klasifikasi yang sanggup mengadaptasi kondisi tersebut. Gambar 3-1 berikut merupakan metodologi penelitian yang akan digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 3-1. Tahapan proses dari data capture hingga proses pengenalan gestur

Pada Gambar 3-1 yang merupakan tahapan proses dalam penelitian ini, terdapat 3 bagian mayor yaitu proses di bagian *controller leap motion* (bagian berwarna kuning), di bagian *myo armband* (bagian berwarna biru), dan klasifikasi (bagian berwarna hijau). Keseluruhan tahapan ini dirangkum dalam satu aplikasi terintegrasi yang memiliki keseluruhan fungsi yang diperlukan dalam tahapan proses tersebut di atas. Aplikasi tersebut diprogram oleh penulis yang khusus digunakan dalam penelitian ini

#### 3.1 Dataset

Pada tahapan ini dilakukan *capture* raw data dari kedua *controller* secara *real-time*. *Capture* data dilakukan dengan metode *event based*, dimana pada saat *controller*

menghasilkan data, aplikasi akan menerima notifikasi atau sinyal sehingga pengumpulan data segera dilakukan. Sehingga kemungkinan loss-data, seperti halnya metode poll-based, dapat diminimalkan. Dengan menggunakan library dari masing-masing *controller* yang dikemas dalam format *Software Development Kit* (SDK), metode capture data ini dikemas dalam aplikasi SIBI Apps.

### 3.1.1 Leap motion Dataset

Data yang dihasilkan oleh leap motion adalah terbagi dalam tiga jenis yaitu: *palm-center*, *finger-tips*, dan *hand-orientation*, yang masing-masing merupakan data dalam format 3D yaitu dalam format  $x$ ,  $y$ , dan  $z$ .

- A. ***Palm-center***. Merupakan posisi koordinat dari pusat telapak tangan. Posisi koordinat ini merupakan basis penentuan dari posisi elemen jari yang lainnya seperti *finger tips* dan *hand orientation*.
- B. ***Finger-tips*** merupakan posisi koordinat dari kelima ujung jari yang merupakan posisi relatif dari koordinat *palm center*.
- C. ***Hand-orientation*** merupakan orientasi atau arah pergerakan jari terhadap posisi koordinat *palm-center*.

Ketiga jenis data tersebut merupakan dasar dalam perhitungan ekstraksi fitur seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3-1 tersebut di atas. Secara teknis, *controller leap motion* menghasilkan data untuk kedua tangan kiri dan kanan secara bersamaan. Namun dalam penelitian ini hanya dilakukan pemrosesan untuk dataset satu tangan kanan saja karena standar library SIBI sebagian besar menggunakan 1 tangan saja.

Dalam banyak kasus, tidak semua dari kelima jari terdeteksi oleh *leap motion* karena beberapa alasan, seperti: posisi jari yang berdampingan, tertutup oleh jari lainnya, atau posisi jari yang tidak tegal lurus terhadap posisi kamera. Hal ini kadang kala bisa diatasi dengan mengambil informasi berupa nilai jumlah jari yang tertangkap kamera.

*Controller leap motion* dilengkapi 2 unit kamera infra merah yang akan melakukan pemrosesan pose tangan sehingga menghasilkan dataset tersebut di atas. Sehingga jumlah konsentrasi radiasi infra merah di sekitar *controller* mempengaruhi performansi dari *leap motion*. Makin tinggi konsentrasi radiasi, makin rendah *frame* dataset yang dihasilkan berdasarkan kemampuan dari *leap motion* melakukan *auto correction* terhadap *noise* radiasi. Pada kondisi normal atau level radiasi infra merah yang rendah, *frame rate* yang dihasilkan dapat mencapai 200 *fps* [13].



### 3.1.2 Myo armband Dataset

*Controller myo armband* menghasilkan data dari ke-delapan *channel* yang tersedia. Ke-delapan *channel* tersebut menghasilkan level tegangan listrik dari otot lengan bawah yang merupakan representasi dari ketegangan dan relaksasi otot dari tangan dan jari yang terkait. Level tegangan yang dimaksud memiliki variasi nilai dari -128 sampai dengan +128 dengan satuan *uvolt* [16]. Sehingga makin tinggi intensitas tegangan otot maka makin mendekati nilai  $\pm 128$ , dan sebaliknya makin relaks suatu otot makin mendekati nilai 0.

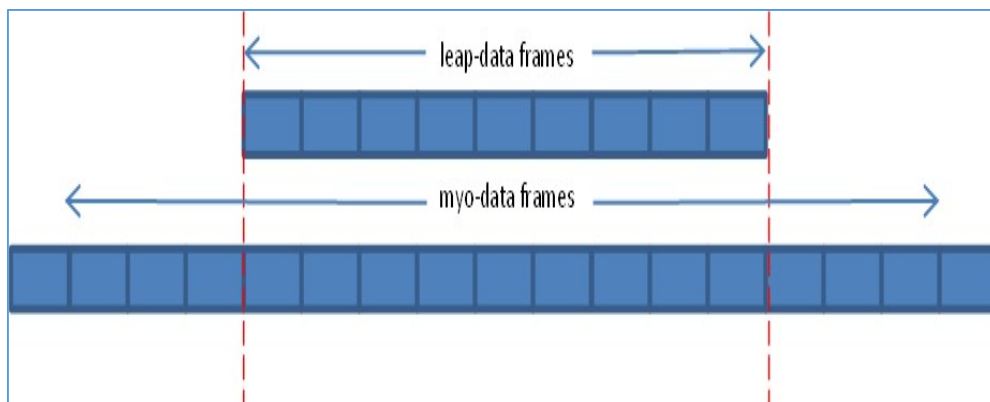
*Myo armband*, secara continue, menghasilkan data dari ke-delapan *channel* yang tersedia, baik pada kondisi otot tegang maupun kondisi otot relaks. Berdasarkan dokumentasi SDK library dari Thalmic Lab yang merupakan vendor dari *controller myo armband*, data rate yang dihasilkan adalah 200Hz [16].

### 3.1.3 Perekaman Data

Proses *capture* atau akuisisi data pada lingkungan *multi modal* seperti halnya pada penelitian ini, dibutuhkan metode yang tepat, sehingga suatu gestur yang dianalisa hanya berdasarkan informasi yang relevan dari kedua sisi *controller*. Karena karakteristik data yang dihasilkan keduanya berbeda, dimana *controller myo* terus menerus menghasilkan *raw data* sedangkan *leap motion* hanya menghasilkan data pada saat terdeteksi *frame image* dari tangan, maka dipilih metode sinkronisasi berdasarkan waktu. *Frame* dari *leap motion* dipilih sebagai *trigger* waktu untuk memulai *capture* data dan mengakhir akuisisi data.

Pada gambar 3.4 menunjukkan sinkronisasi perekaman *raw data* dari kedua *controller*. Pada saat *leap motion* memulai suatu data *frame* pada  $t_1$ , maka aplikasi akan memulai menyimpan *raw data* dari kedua *controller*. Dan penyimpanan *raw data* pada kedua *controller* dihentikan pada saat *frame* tidak terdeteksi oleh *leap motion* pada waktu  $t_n$ , walaupun aplikasi terus menerus menerima *raw data* dari myo.

$t_1$



Gambar 3-2. Sinkronisasi Perekaman Data

### 3.1.4 Normalisasi Data

Normalisasi data diperlukan untuk menghilangkan informasi yang tidak diperlukan dalam proses ekstraksi fitur dalam penelitian ini. Pada leap motion, normalisasi data adalah digunakan untuk mengkonversi posisi fisik 3D dari tangan menjadi posisi relative terhadap jangkauan kamera. Normalisasi ini tidak relevan dengan keperluan pengenalan gestur, tapi hanya berguna untuk proses drawing gestur pada aplikasi.

Sedangkan pada *controller myo*, normalisasi diperlukan karena untuk menghilangkan noise sinyal yang mungkin terjadi pada kondisi status otot yang relaks namun terdeteksi ada aktifitas elektrik. Pada tahapan normalisasi ini, digunakan metode garis ambang batas atau threshold. Untuk nilai *threshold* yang digunakan dalam penelitian adalah 10 *uvolt* [17]. Sehingga semua nilai level sinyal dibawah 10 *uvolt* diubah menjadi 0 *uvolt*, dan tidak ada perubahan untuk nilai level signal di atas atau sama dengan 10 *uvolt*.

## 3.2 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan terhadap dua jenis dataset yang dicapture dari kedua controller. Pada Leap motion fitur yang diekstraksi adalah: *Distances (D)*, *Angles (A)*, dan *Elevations (E)*. Sedangkan pada myo adalah *Mean Absolute Value (MAV)*, *Root Mean Square (RMS)*, *Zero Crossing (ZC)*, *Variance (VAR)*, dan *Waveform Length (WL)*

### 3.2.1 Fitur Leap motion

Berikut ini ekstraksi fitur untuk *controller leap motion*. Fitur number of fingers tidak disertakan karena dalam pengamatan fitur ini sering kali menghasilkan nilai yang tidak sesuai dengan pose tangan dan jari.

D. **Distance.** Merupakan ekstraksi fitur berdasarkan perhitungan jarak antara ujung kelima jari dengan posisi koordinat *palm center*. Dengan persamaan *Pythagoras* [18], untuk jarak antara 2 titik berbasis 3 dimensi  $x$ ,  $y$ , dan  $z$ , maka didapatkan persamaan sebagai berikut untuk fitur jarak

$$D_i = \|F_i - C\|, i = 1, \dots, 5, \quad (3.1)$$

dimana nilai  $F_i$  dan  $C$  adalah berdasarkan persamaan berikut ini

$$\|F_i - C\| = \sqrt{(x_i - c_i)^2 + (y_i - c_i)^2 + (z_i - c_i)^2} \quad (3.2)$$

E. **Angles.** Merupakan sudut posisi antara ujung jari dengan posisi *palm center* dalam format 3D. Sudut ini dapat dihitung berdasarkan formula berikut ini.

$$A_i = \angle(F_i^{\pi} - C, h); i = 1, \dots, 5 \quad (3.3)$$

dimana nilai masing-masing  $\angle(F_i^\pi - C, h)$  dapat dihitung sesuai dengan persamaan berikut ini

$$\cos(\theta) = \frac{\vec{x} \cdot \vec{c}}{\|\vec{x}\| \|\vec{c}\|} \quad (3.4)$$

dimana setiap  $\|\vec{a}\|$  merupakan jarak 3 dimensi sesuai dengan persamaan (3.2) di atas dan merupakan normalisasi/magnitude dari data vector.

F. **Elevation.** Merupakan ekspresi dari pergerakan jarak antara *finger tips* dan *palm center*. Fitur ini melibatkan elemen jarak dan sudut orientasi dari pergerakan. Fitur ini diperhitungkan sesuai dengan formulasi di bawah ini.

$$E_i = \text{sgn}((F_i - F_i^\pi) \cdot n) \|F_i - F_i^\pi\|, i = 1, \dots, 5 \quad (3.5)$$

Sehingga untuk kelima jari dengan ketiga ekstraksi fitur di atas akan menghasilkan 15 dataset yang dinotasikan dengan formula berikut ini

$$V_{leap} = [D_{leap} \ A_{leap} \ E_{leap}] \quad (3.6)$$

Dimana  $V_{leap}$  merupakan vector gabungan dari vector *Distances*, *Angles*, dan *Elevations*

### 3.2.2 Fitur Myo armband

Pada *controller myo armband* fitur yang akan diekstraksi adalah fitur time domain yang umum digunakan dalam pattern recognition dengan pertimbangan efisiensi dalam hal high computing [19].

A. **Mean Absolute Value (MAV).** Merupakan nilai rata-rata dari nilai mutlak sinyal myo armband [20]. Fitur ini dapat ditentukan berdasarkan persamaan berikut

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i| \quad (3.7)$$

Dimana  $k$  adalah index sample data,  $N$  adalah jumlah sample data, dan  $X_k$  adalah sinyal data pada  $k$ .

B. **Variance (VAR).** Fitur *variance* dapat dihitung berdasarkan nilai rata-rata dari nilai pangkat dua variabel deviasi [20], sehingga dapat diformulasikan sebagai berikut

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N X_i^2 \quad (3.8)$$

C. **Root Mean Square (RMS).** Fitur ini merupakan yang paling populer dalam analisis sinyal *myo armband*. Fitur ini dimodelkan sebagai amplitudo proses modulasi *Gaussian* random yang mana berhubungan dengan gaya konstan dan kontraksi *non-fatiguing* [20]

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2} \quad (3.9)$$

D. **Zero Crossing (ZC).** Fitur ini berdasarkan perhitungan jumlah sinyal yang melewati garis *threshold* baik pada level positif maupun negatif [20]. Hal ini diformulasikan sebagai berikut.

$$ZC = \sum_{i=1}^N [sgn(X_i X_{i+1}) \cap |X_i - X_{i+1}|] \geq threshold \quad (3.10)$$

$$sgn(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

E. **Waveform Length (WL).** Fitur ini merupakan pengukuran dari kompleksitas suatu *myo armband* sinyal yang didefinisikan sebagai jumlah panjang sinyal EMG dalam satu waktu atau periode tertentu. Fitur ini didefinisikan sebagai

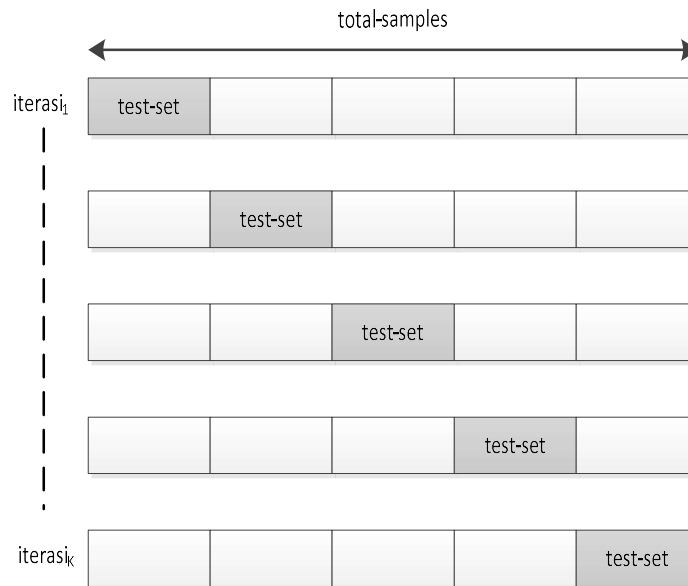
$$WL = \sum_{i=1}^N |X_{i+1} - X_i| \quad (3.11)$$

Sehingga untuk delapan channel dari *controller myo armband* akan didapat 40 dataset yang mencakup 5 features-set di atas. Dataset ini dinotasikan dalam formula berikut ini.

$$V_{myo} = [M_{myo} R_{myo} V_{myo} Z_{myo} W_{myo}] \quad (3.12)$$

### 3.3 Data Training

Dalam penelitian ini penyusunan data training dilakukan dengan metode *K-Fold Cross-Validation*, dimana data pengamatan dibagi subset sejumlah  $K$ , 1 subset digunakan sebagai data test (partisi), dan  $K-1$  subset digunakan sebagai data training. Proses *cross-validation* dilakukan berulang sebanyak  $K$  kali, dan di setiap iterasinya partisi yang digunakan adalah *unique*, sehingga semua  $K$  subset hanya sekali digunakan sebagai partisi.



Gambar 3-3. Diagram Alur Cross-Validation

Pada akhir iterasi, didapat nilai tunggal berupa rata-rata hasil  $K$ . Pada umumnya, nilai  $K$  yang digunakan adalah 10. Cross-validation ini berguna untuk memprediksi validasi suatu model data. Pada gambar di atas menjelaskan bagaimana *K-fold Cross-Validation* bekerja. Dalam penelitian ini, melibatkan 3 subyek dengan total 10 gestur yang masing-masing memiliki 15 sampel, sehingga total adalah 450 sampel. Dengan nilai  $K=10$  maka, jumlah sampel setiap subset nya adalah 45, dan sisanya sebanyak 405 merupakan data training.

### 3.4 Klasifikasi

Pada umumnya teknik klasifikasi feature-sets sama seperti halnya klasifikasi pada umumnya. Asumsi yang digunakan dalam klasifikasi gestur adalah suatu gestur terdiri dari kumpulan fitur yang independen dan proses klasifikasi gestur dilakukan dengan pengecekan fitur-fitur penyusun gestur tersebut. Kelas dari suatu gestur dihitung dengan mencari peluang fitur pada gestur suatu kelas yang muncul dalam sample test yang dianalisis. Probabilitas suatu kelas mengandung suatu gestur sesuai dengan persamaan berikut ini:

$$P(G|C) = \prod_i P(v_i|C) \quad (3.13)$$

Dimana  $G$  adalah gestur,  $C$  adalah kelas, dan  $v$  adalah vector suatu fitur.

Persamaan Naïve Bayes untuk klasifikasi gestur adalah sebagai berikut

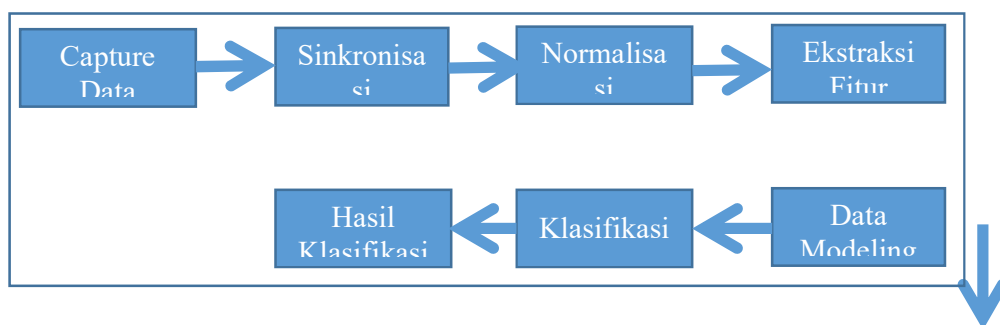
$$P(C|G) = \frac{P(C)}{P(G)} P(G|C) \quad (3.14)$$

$$P(C|G) = \frac{P(C)}{P(G)} \prod_i P(G|C)$$

dimana  $P(C|G)$  merupakan kemungkinan suatu gestur diklasifikasikan pada kelas  $C$ .

### 3.5 Langkah-Langkah Penelitian

Adapun proses keseluruhan yang dilakukan dalam penelitian dari awal hingga di dapatkan hasil level akurasi pengenalan gestur adalah sesuai dengan gambar 3-4 di bawah ini



Gambar 3-4 Langkah-Langkah Penelitian

### 3.5.1 Capture Data

Proses capture data dilakukan dengan menggunakan aplikasi independen yang menggunakan library yang disediakan oleh kedua vendor penyedia *controller* yang digunakan dalam penelitian ini. Library tersebut adalah Leap Motion SDK: Orion Beta 3.2 dan Myo Armband SDK 0.9.0 yang dapat didownload secara bebas. Kedua *controller* tersebut terhubung dengan *personal computer* melalui port Universal Serial Bus (USB).

Dengan menggunakan Visual Studio 2015 C#.NET, maka data output dari kedua sensor didownload dengan menggunakan metode event-based, sehingga data yang didownload secara real-time berdasarkan hasil pemrosesan oleh kedua sensor tersebut. Alasan menggunakan metode tersebut, selain untuk meminimalkan data-loss, juga untuk menghemat pemakaian *memory personal computer* mengingat data yang didownload dan diproses adalah berukuran besar.

### 3.5.2 Sinkronisasi Data

Proses sinkronisasi data diperlukan mengingat output data dari kedua *controller* adalah berbeda baik dari segi jumlah data yang dihasilkan dari setiap frame gesture yang diamati maupun dari segi metode output data dari setiap *controller*. Untuk myo armband, *controller* akan selalu menghasilkan data dalam setiap detiknya dengan besaran frame sekitar 200 frame per detik. Sedangkan leap motion *controller* menghasilkan data hanya pada saat gesture tertangkap oleh camera internal sensor tersebut. Sehingga untuk keperluan sinkronisasi, setiap data yang dihasilkan oleh kedua *controller*, ditambahkan data waktu dalam satuan mili-detik dengan format hh:mm:ss.msec, dimana hh adalah jam dalam 2 digit format, mm adalah menit dalam 2 digit format, ss adalah detik dalam 2 digit format, dan msec adalah mili-detik dalam 3 digit format.

Penggunaan waktu dalam setiap data ini berguna pada proses ekstraksi fitur dimana masing-masing data akan diambil berdasarkan kesamaan waktu atau selisih waktu dalam satuan mili-detik yang terdekat. Sedangkan data dengan waktu yang tidak bersesuaian akan dihilangkan. Pada data yang dihasilkan oleh myo armband, terdapat banyak data yang tidak bersesuaian satuan waktunya dengan data dari leap motion, sehingga data tersebut dihilangkan. Sehingga data yang didownload dari leap motion akan selalu mendapatkan data yang sesuai dengan yang dihasilkan oleh myo armband.

### 3.5.3 Normalisasi Data

Normalisasi data ini diperlukan untuk memperbaiki data-data yang tidak digunakan, rusak, atau tidak relevan dengan tujuan ekstraksi data. Pada proses ini semua data yang dihasilkan oleh leap motion diasumsikan baik dan dapat digunakan dalam

proses ekstraksi data. Sedangkan pada myo armband masih diperlukan normalisasi data. Data myo armband ini dinormalisasi dengan menggunakan mengimplementasikan level *threshold*. Implementasi ini bertujuan untuk menghilangkan data-data noise yang dihasilkan oleh myo armband pada saat otot dalam kondisi relaks. Terdapat data-data yang berpotensi sebagai noise pada kondisi ini, sehingga data yang dihasilkan tidak secara total bernilai 0 yang mengindikasikan otot dalam kondisi relaks.

Sehingga *threshold* yang digunakan adalah di level nilai 20 [23]. Sehingga data-data yang bernilai di bawah 20 akan diasumsikan bernilai 0. Selain itu pada myo armband normalisasi dilakukan dengan menggunakan metode absolute, dimana data yang bernilai negative diabsolutekan menjadi nilai positif, karena secara teknis data myo armband adalah merupakan representasi sinyal digital, dimana suatu sinyal memiliki nilai positif dan negative.

#### **3.5.4 Ekstraksi Fitur**

Proses ekstraksi fitur yang dilakukan dalam penelitian ini dilakukan pada data yang dihasilkan oleh kedua controller ini. Pada leap-motion ekstraksi fitur dilakukan untuk mendapatkan nilai: jarak antara ujung jari dengan pusat telapak tangan, sudut 3D antara ujung jari dengan pusat telapak tangan, dan kecepatan elevasi antara ujung jari dengan pusat telapak tangan. Dua fitur pertama digunakan untuk pengenalan gesture-gesture statis, sedangkan fitur yang terakhir digunakan untuk pengenalan gesture-gesture dinamis yang melibatkan pergerakan jari-jari tangan. Sehingga secara teknis fitur yang dihasilkan pada data yang didownload dari leap motion adalah 5 jari x 3 fitur atau sebesar 15 fitur.

Sedangkan ekstraksi fitur yang dilakukan pada data yang dihasilkan oleh myo armband terdapat lima jenis yaitu: Mean Absolute Value, Root Mean Square, Zero Crossing, Waveform Length, dan Variance. Uraian mengenai fitur-fitur ini dipresentasikan dalam pembahasan sub-bab 3.2.2 di atas. Data yang dihasilkan oleh myo armband adalah output dari 8 kanal, sehingga fitur yang dihasilkan adalah sebesar 5 fitur x 8 kanal atau sebesar 40 fitur. Total fitur yang dihasilkan adalah sebesar 15 fitur leap motion dan 40 fitur myo armband atau sebesar 55 fitur.

#### **3.5.5 Data Model**

Pada tahapan proses ini, dilakukan proses pembentukan data model dan dilakukan validasi terhadap model yang dimaksud dengan menggunakan metode *cross-validation*. Data model tersusun atas fitur-fitur yang diekstraksi dari tahapan sebelumnya, yaitu dari 55 fitur. Kemudian dilakukan validasi terhadap data model ini dengan

menggunakan metode cross-validation, yaitu membandingkan data model dengan data training yang sudah ada. Dilakukan cross-validation dengan menggunakan kelipatan atau subset 3, 5, 10, dan 15, sehingga akan didapatkan akurasi validasi yang tertinggi dari keseluruhan subset yang digunakan.

#### **3.5.6 Klasifikasi Data**

Pada tahapan proses klasifikasi ini, digunakan beberapa perbandingan algoritma untuk mendapatkan hasil akurasi tertinggi dari proses klasifikasi. Ada beberapa algoritma yang digunakan yaitu Support Vector Machine, Naïve Bayes, dan Multilayer Perceptron. Sehingga setelah hasil akurasi yang tertinggi dicapai, dan dengan pertimbangan waktu kecepatan proses, akan didapatkan algoritma klasifikasi terbaik yang digunakan dalam penelitian ini.

#### **3.5.7 Hasil Klasifikasi**

Dari tahapan klasifikasi data yang menghasilkan algoritma klasifikasi terbaik, maka tahapan hasil klasifikasi terhadap system pengenalan gesture akan didapat hasil akurasi pengenalan terbaik pula. Hasil klasifikasi ini merupakan hasil dari data gesture yang didownload yang diproses dengan menggunakan data training yang sudah tersedia.



## BAB 4

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini diuraikan hasil penelitian yang berdasarkan metodologi penelitian yang dibahas di bab terdahulu. Pada penelitian dilakukan perbandingan hasil klasifikasi gestur dengan menggunakan *single modal* dan *multi modal*. Sehingga terlihat perbedaan hasil di antara keduanya. Adapun sample gestur yang digunakan adalah: abjad D, U, C, B, dan angka 5 yang merupakan gestur statis. Sedangkan gestur dinamis yang digunakan adalah merupakan gestur statis yang mengalami perubahan baik berupa pergeseran maupun perputaran. Gestur dinamis tersebut adalah: "Hai" berasal dari angka 5, "Ajak" berasal dari abjad B, "Bukan" berasal dari abjad U, "Kacau" berasal dari abjad C, dan "Mana" berasal dari abjad D.

#### 4.1 Pengumpulan Data dan Pre-Processing

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data dan pre-processing yang akan digunakan sebagai pembentukan data training. Aplikasi yang digunakan memiliki opsi untuk menyimpan data sebagai data training atau sebagai data sample. Opsi untuk menyimpan data otomatis akan melakukan update terhadap data training yang sudah ada dan tahapan pre-processing dan pemilihan model pun akan terupdate.

Pada proses pengumpulan data, setiap raw data yang diterima oleh aplikasi akan ditambahkan *time-stamp* untuk memudahkan proses sinkronisasi di antara kedua controller. Berikut ini sample dataset untuk data dari kedua controller.

Table 4-1. *Raw data myo armband*

Time stamp	Ch1	Ch2	Ch3	Ch4	Ch5	Ch6	Ch7	Ch8
10:26:01.460	-1	4	41	12	12	5	0	0
10:26:01.474	-4	-6	-21	-14	-17	1	-2	-1
10:26:01.475	0	4	19	-7	-32	-19	-5	-3
10:26:01.477	-1	-4	-13	2	21	-11	-5	-2
10:26:01.478	-1	-2	4	-3	-4	1	0	-1

Tabel 4-1 adalah format data dari *myo armband* yang memiliki *time-stamp* pada setiap *dataset* yang dihasilkannya. Terdapat 8 data field yang merupakan output dari masing-masing *channel*.

Table 4-2 Raw-data leap motion

Time-stamp	ID	n	Finger-tips	Palm-center
10:25:59.688	110100	5	-39.32307;129.936;98.28551	-16.18199;148.713;63.70752
10:25:59.694	110101	5	-44.36364;130.4224;99.61626	-15.56558;149.9109;62.52802
10:25:59.699	110102	5	-45.19564;132.2157;98.84697	-16.03208;154.6433;61.70141
10:25:59.708	110103	5	-45.68727;133.4885;97.25747	-15.65842;157.8045;59.58161

Tabel 4-2 merupakan bagian dari *dataset raw data* dari *controller leap motion* yang terdiri dari posisi *palm center* dan posisi *finger tips*.

Setelah dilakukan pre-processing dan normalisasi, maka data di Tabel 4- menjadi sebagai berikut

Table 4-3. Myo armband setelah pre-processing dan normalisasi

Time stamp	Ch1	Ch2	Ch3	Ch4	Ch5	Ch6	Ch7	Ch8
10:26:01.460	0	0	41	12	12	0	0	0
10:26:01.474	0	0	-21	-14	-17	0	0	0
10:26:01.475	0	0	19	0	-32	-19	0	0
10:26:01.477	0	0	-13	0	21	-11	0	0
10:26:01.478	0	0	0	0	0	0	0	0

Pada Tabel 4-3 dapat dilihat nilai-nilai sinyal dibawah garis batas *threshold*, yang ditetapkan sebesar 10, akan berubah menjadi 0. Ini berfungsi untuk menghilangkan noise sinyal yang terjadi pada saat otot berelaksasi. Sedangkan data-raw pada leap motion tidak diperlukan pre-processing dan normalisasi, sehingga ekstraksi fitur yang dilakukan pada tahap selanjutnya akan memproses raw-data apa adanya.

## 4.2 Ekstraksi Fitur

Tahapan ekstraksi fitur yang didapatkan dari kedua controller berupa dataset yang terdiri 15 fitur dari leap motion (3 fitur dari setiap jari) dan 40 fitur (5 feature dari setiap channel) myo armband. Pada proses pengambilan data yang melibatkan 3 subyek penelitian, dilakukan pengambilan data untuk 10 gestur dinamik dan statik yang berbeda dengan masing-masing melakukan 15 kali pengambilan sample data. Sehingga total terdapat  $3 \times 10 \times 15 = 450$  sample gestur. Keseluruhan sample gestur ini disimpan dalam format file .csv atau .arff untuk memudahkan pemrosesan lebih lanjut bila menggunakan dukungan perangkat lunak pihak ketiga.

Table 4-4. Set fitur untuk 15 samples gestur statik "5"

T-Dist	T-Ang	T-Elv	Fitur-set P, M, R	L-Dist	L-Ang	L-Elv
2.1481	-11.3645	81.6545	...	5.0000	75.6682	82.8206
1.9401	-12.4268	80.6385	...	4.2903	73.2634	83.2451
2.1557	-8.0779	80.2690	...	4.6274	72.6165	82.9924
1.9909	-16.7028	85.7385	...	3.8676	74.5818	87.5005
2.0605	-15.2771	85.9743	...	2.5953	72.4243	86.1295
2.0810	-14.4672	84.0678	...	4.9271	75.2790	86.3864
2.2015	-14.6142	85.8475	...	4.9590	74.6959	86.8978
2.0573	-15.1526	84.6700	...	4.9580	73.7557	85.7974
2.1631	-16.7382	86.6913	...	5.0000	75.4515	87.5979
2.1077	-17.2302	86.5650	...	4.9846	73.9450	86.3722
1.9958	-22.3000	90.8694	...	4.3167	75.5038	90.1524
2.0763	-22.2811	88.2334	...	4.9357	78.2313	87.4129
2.7992	-17.2023	84.8304	...	4.9558	74.5324	83.3431
2.0441	-22.0127	88.7428	...	4.7904	77.5619	87.9710
2.0439	-23.9744	91.3980	...	4.8378	79.6270	91.0095

Tabel 4-4 menunjukkan format dari fitur yang diekstraksi dari raw data leap motion. Fitur-fitur ini terdiri dari hasil perhitungan dari kelima jari tangan yang tertangkap oleh kamera leap motion. Terdapat lima jari yaitu Thumb (T), Point (P), Middle (M), Ring (R), dan Little (L), dimana masing-masing memiliki 3 fitur yaitu: Distance (Dist), Angle (Ang), dan Elevation (Elv). Untuk kolom Fitur-set P, M, R di table 4.4 adalah menunjukkan feature set dari jari Point, Middle, dan Ring.

Table 4-5. Set fitur untuk 15 samples gestur dinamik "5"

T-Dist	T-Ang	T-Elv	Fitur-set P, M, R	L-Dist	L-Ang	L-Elv
1.8041	-5.6256	87.7446	...	2.8655	73.0124	92.6166
1.8726	-2.0907	87.1114	...	3.3324	70.9996	92.2966
1.7345	-0.6742	86.1698	...	2.8859	72.0459	92.7847
1.8560	-1.2709	85.8870	...	2.7973	72.2915	93.1214
1.7439	-1.7483	85.0471	...	2.7463	71.7968	92.0056
1.9005	-0.1880	83.3071	...	3.1020	71.7098	90.4951
1.8354	-2.5186	83.1492	...	3.2930	71.3924	89.0675
1.6642	-1.3996	84.3058	...	3.6617	70.6677	89.8555
1.8579	0.4679	84.9577	...	3.6486	71.2331	90.9391
1.7821	-2.8631	83.2461	...	2.9443	72.1651	90.0602

Sedangkan Tabel 4-5 berikut ini merupakan fitur set yang diolah dari raw data gestur dinamik "hai" yang merupakan pengembangan dari gestur statik "5". Terdapat 3 fitur-set yang diambil dari raw data masing-masing jari, sehingga akan dihasilkan 3 x 5 fitur-set atau total 15 fitur-set. Disajikan dalam tabulasi yang mewakili kelima jari tersebut yaitu jari Thumb dan jari Little.

Fitur set untuk controller myo armband untuk gestur statik "5" diekstraksi dari 8 channel yang dihasilkan oleh perangkat. Terdapat 5 fitur yang diekstraksi yaitu: Mean Absolute Value (mav), Root Mean Square (rms), Zero Crossing (zero), Variance (var), dan Waveform Length (wav). Table 4.6 berikut menunjukkan hasil ekstraksi fitur untuk semua channel dari gestur statik ."5" myo armband

Table 4-6. Set fitur untuk 15 sampel gestur statik "5" dari myo armband

#1_mav	#1_rms	#1_zero	#1_var	#1_wav	Channel #2, #3, ..., #8
19.2716	21.1832	1.0000	77.3336	18.0000	...
19.4718	21.5289	2.0000	84.3415	19.0000	...
19.4708	21.3472	2.0000	76.5928	19.0000	...
19.6178	21.6990	2.0000	85.9909	19.0000	...
19.3889	21.5151	2.0000	86.9695	18.0000	...
19.0741	21.0507	2.0000	79.3117	18.0000	...
18.9935	20.8741	2.0000	74.9739	18.0000	...
18.7075	20.4433	2.0000	67.9606	17.0000	...
18.6764	20.3726	2.0000	66.2356	17.0000	...
18.6475	20.3153	1.0000	64.9845	17.0000	...
18.6524	20.2939	2.0000	63.9295	17.0000	...

Sedangkan untuk hasil ekstraksi fitur untuk gestur dinamik "hai" merupakan pengembangan dari gestur statik "5" dapat dilihat pada Tabel 4-7 berikut ini

Table 4-7. Set fitur untuk 15 sampel gestur dinamik "hai" dari myo armband

#1_mav	#1_rms	#1_zero	#1_var	#1_wav	#2, #3, #4, ..., #8
20.0979	22.7663	2.0000	114.3770	19.0000	...
20.3995	23.1187	1.0000	118.3334	20.0000	...
19.7977	22.5158	1.0000	115.0142	19.0000	...
19.8924	22.7805	2.0000	123.2450	19.0000	...
19.9990	22.9363	2.0000	126.1140	19.0000	...
20.0842	23.0297	2.0000	126.9921	19.0000	...
20.2414	23.2764	2.0000	132.0748	19.0000	...
20.2056	23.1656	2.0000	128.3804	19.0000	...

Untuk pengujian model yang sesuai dengan klasifikasi yang dipilih, digunakan software Weka dengan pertimbangan efisiensi dan kecepatan pemrosesan. Klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan Naive Bayes dengan pertimbangan kesederhanaan dalam pemrosesan dan independensi setiap fitur yang terlibat di dalamnya. Dan terdapat 2 tahapan pengujian sample data yaitu cross-validation dan split-test. Dilakukan beberapa orde K-Fold dalam tahapan cross-validation, dan beberapa jenis split test untuk mendapatkan prediksi akurasi terhadap model yang dibangun.

#### **4.3 Validasi Data**

Pada tahap validasi data, dilakukan pemilihan algoritma classifier terbaik diantara beberapa algoritma yang pernah diimplementasikan pada beberapa penelitian terkait. Pilihan algoritma yang tersedia adalah algoritma Support Vector Machine (SVM, Decision Tree J-48, dan Naïve Bayes. Pengujian terhadap ketiga algoritma tersebut dengan menggunakan data dan feature-set yang sama sehingga hasil akhir yang didapatkan merupakan hasil yang optimal dari algoritma-algoritma tersebut.

Pengujian dilakukan dengan menggunakan model data yang sama dan dilakukan dengan menggunakan tools Weka. Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode cross-validation dengan menggunakan nilai subset 10 yang merupakan subset ideal dengan pertimbangan jumlah sample adalah 450 gestur sehingga akan didapatkan rasio perbandingan yang berimbang.

##### **4.3.1 Hasil Menggunakan Support Vector Machine**

Berikut ini adalah hasil pengujian dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine, menggunakan feature-set dari sepuluh gestur SIBI statis dan dinamis dari hasil ekstraksi fitur. Tabel 4-8 adalah confusion matrix dari hasil cross-validation untuk gestur static dan dynamic yang merupakan output dari leap motion dan myo armband. Dari table terlihat bahwa akurasi pengenalan untuk semua gestur rata-rata di bawah level 50.00%. Misal diambil sample gestur “5” diklasifikasikan dengan gestur “5” sendiri, menghasilkan 16 hasil benar dibandingkan 45 sample yang digunakan, yang berarti akurasinya adalah 35.50%.

Berikut ini pada Tabel 4-9 adalah tabulasi dari hasil presisi dan akurasi untuk semua subset dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine

Table 4-8. Confusion Matrix Menggunakan Support Vector Machine

a	b	c	d	e	f	g	h	i	j		
16	9	0	0	0	0	0	0	0	20	a	a = 5
4	19	0	0	0	0	0	0	0	22	b	b = Hai
4	16	12	6	0	0	0	0	0	13	c	c = U
5	12	0	14	0	2	0	0	0	14	d	d = Bukan
4	13	0	0	8	0	0	0	0	20	e	e = D
3	15	0	0	14	11	0	0	0	16	f	f = Mana
3	15	0	0	0	0	11	0	0	16	g	g = B
4	12	0	0	0	0	0	6	0	23	h	h = Ajak
1	13	0	0	0	0	0	0	12	19	i	i = C
4	17	0	0	0	0	0	0	0	24	j	j = Kacau

Table 4-9. Cross-validation untuk data leap motion dan myo armband menggunakan Support Vextor Machine

Jumlah Subset	Jumlah Sample	TP Rate	FP Rate	Presisi	Akurasi
3	450	0.329	0.075	0.833	0.329
5	450	0.324	0.075	0.828	0.324
10	450	0.296	0.078	0.760	0.296
15	450	0.329	0.075	0.778	0.329
Rata-Rata	450	0.319	0.075	0.799	0.319

Terlihat pada Tabel 4-9 di atas, rata-rata akurasi dari cross-validasi dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine adalah 0.319 atau 31.90%

#### 4.3.2 Hasil Menggunakan J-48 Decision Tree Classifier

Berikut ini adalah hasil pengujian dengan menggunakan algoritma J-48 Decision Tree, menggunakan feature-set dari sepuluh gestur SIBI statis dan dinamis dari hasil ekstraksi fitur. Tabel 4-10 adalah confusion matrix dari hasil cross-validation untuk gestur static dan dynamic yang merupakan output dari leap motion dan myo armband. Dari table terlihat bahwa akurasi pengenalan untuk semua gestur rata-rata di adalah berkisar antara 90.00% - 95.00%.

Berikut ini pada Tabel 4-11 adalah tabulasi dari hasil presisi dan akurasi untuk semua subset dengan menggunakan algoritma J-48 Decision Tree

Table 4.10. Confusion Matrix Menggunakan Support Vector Machine

a	b	c	d	E	f	g	h	I	j		
43	0	0	0	0	0	0	0	0	2	a	a = 5
1	43	0	0	0	0	0	1	0	0	b	b = Hai
0	0	44	0	0	0	1	0	0	0	c	c = U
0	0	1	44	0	0	0	0	0	0	d	d = Bukan
0	0	0	1	42	2	0	0	0	0	e	e = D
0	0	0	0	2	42	0	0	0	1	f	f = Mana
1	0	0	0	0	0	44	0	0	0	g	g = B
0	0	0	0	1	0	1	43	0	0	h	h = Ajak
2	0	0	0	0	0	0	1	41	1	i	i = C
0	0	0	0	0	0	0	0	1	44	j	j = Kacau

Table 4-11. Cross-validation untuk data leap motion dan myo armband menggunakan J-48 Decision Tree Classifier

Jumlah Subset	Jumlah Sample	TP Rate	FP Rate	Presisi	Akurasi
3	450	0.949	0.006	0.950	0.949
5	450	0.947	0.006	0.948	0.947
10	450	0.956	0.005	0.956	0.956
15	450	0.956	0.005	0.956	0.956
Rata-Rata	450	0.952	0.005	0.952	0.952

Terlihat pada Tabel 4-1 di atas, rata-rata akurasi dari cross-validasi dengan menggunakan algoritma J-48 Decision Tree adalah 0.952 atau 95.20%

### 4.3.3 Hasil Menggunakan Naïve Bayes Classifier

Berikut ini adalah hasil pengujian dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes, menggunakan feature-set dari sepuluh gestur SIBI statis dan dinamis. Tabel 4-12 adalah confusion matrix dari hasil cross-validation untuk gestur static dan dynamic yang merupakan output dari leap motion dan myo armband. Dari table terlihat bahwa akurasi pengenalan untuk semua gestur rata-rata di adalah di atas 95.00%.

Berikut ini pada Tabel 4-13 adalah tabulasi dari hasil presisi dan akurasi untuk semua subset dengan menggunakan algoritma J-48 Decision Tree

Table 4-12. Confusion Matrix Menggunakan Naïve Bayes

a	b	c	d	e	f	g	h	i	j		
45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	a	a = 5
0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	b	b = Hai
0	0	43	1	1	0	0	0	0	0	c	c = U
0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	d	d = Bukan
0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	e	e = D
0	0	0	0	0	44	0	1	0	0	f	f = Mana
0	1	0	0	0	0	44	0	0	0	g	g = B
0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	h	h = Ajak
0	0	0	0	0	0	0	0	44	1	i	i = C
0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	j	j = Kacau

Table 4-13. Cross-validation untuk data leap motion dan myo armband menggunakan Naïve Bayes Classifier

Jumlah Subset	Jumlah Sample	TP Rate	FP Rate	Presisi	Akurasi
3	450	0.976	0.003	0.977	0.976
5	450	0.982	0.002	0.983	0.982
10	450	0.989	0.001	0.989	0.989
15	450	0.984	0.002	0.985	0.983
Rata-Rata	450	0.982	0.002	0.983	0.982

Terlihat pada Tabel 4-13 di atas, rata-rata akurasi dari cross-validasi dengan menggunakan algoritma Naive Bayes adalah 0.982 atau 98.20%

#### 4.3.4 Hasil Menggunakan Naïve Bayes Classifier

Dari ketiga hasil pengujian cross validation tersebut di atas, terlihat bahwa algoritma Support Vector Machine menghasilkan level akurasi yang paling kecil disbanding dua algoritma lainnya yaitu rata-rata 31.90% . Sedangkan algoritma Naïve Bayes menghasilkan akurasi dan presisi yang paling tinggi yaitu 98.20%. Sehingga dalam penelitian ini diputuskan untuk menggunakan algoritma classifier ini sebagai algoritma classifier utama.

#### 4.4 Hasil dan Perbandingan Menggunakan Naïve Bayes Classifier

Pada tahapan ini dilakukan pengujian model yang dibangun berdasarkan fitur set yang dibangun pada tahapan sebelumnya, Untuk itu digunakan metode validasi silang atau cross-validation. Pengujian dilakukan terhadap semua sampel data yang dihasilkan



baik oleh controller leap motion, myo armband, maupun gabungan dari kedua controller tersebut. Pada tahapan cross validation ini dilakukan tahapan untuk pemilihan subset yang terbaik, yaitu dengan menggunakan kombinasi nilai subset sebagai berikut: 3, 5, 10, dan 15. Pada tahapan ini dilakukan validasi silang subset dataset dengan subset dataset lainnya. Berikut ini adalah output dari cross-validation dengan subset 3, 5, 10, dan 15.

Table 4-14. Cross-validation untuk data leap motion

Jumlah Subset	Jumlah Sample	TP Rate	FP Rate	Presisi	Akurasi
3	450	0.920	0.009	0.922	0.920
5	450	0.920	0.009	0.924	0.920
10	450	0.933	0.007	0.936	0.933
15	450	0.913	0.010	0.917	0.913

Dari Table 4-14 di atas, terlihat bahwa dengan jumlah subset 10 memberikan nilai akurasi tertinggi yaitu 93.33%. Kemudian dilakukan pengamatan terhadap tabel confusion matrix yang menunjukkan kinerja suatu model klasifikasi. Confusion matrix atau juga dikenal sebagai error matrix merupakan suatu tabel yang menunjukkan kinerja suatu algoritma yang biasanya digunakan pada machine learning berbasis supervised. Setiap kolom mewakili sampel kelas yang diprediksi dan setiap baris mewakili kelas yang sebenarnya.

Table 4-15. Confusion Matrix Gestur dari Leap Motion

a	B	c	d	e	f	g	h	i	j		
44	1	0	0	0	0	0	0	0	0	a	a = 5
1	44	0	0	0	0	0	0	0	0	b	b = Hai
0	0	38	6	0	0	0	1	0	0	c	c = U
0	0	3	40	0	2	0	0	0	0	d	d = Bukan
0	0	0	0	39	6	0	0	0	0	e	e = D
0	0	0	0	14	30	0	1	0	0	f	f = Mana
0	1	0	0	0	0	44	0	0	0	g	g = B
0	0	0	0	0	0	1	44	0	0	h	h = Ajak
0	0	0	0	0	0	0	0	44	1	i	i = C
0	0	0	0	0	0	0	5	1	39	j	j = Kacau

Sehingga dari Tabel 4-15 di atas dapat diambil hasil perhitungan untuk True Positive, False Positive, True Negative, dan False Negative. Sebagai contoh untuk gestur "5" yang diwakili oleh kelas a, perhitungannya mengikuti contoh berikut ini.

$$TP = \frac{44}{44 + 1} = 97.77\%$$

$$FP = \frac{6}{39 + 5 + 1} = 13.33\%$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{44}{44 + 1} = 97.77\%$$

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{Total} = \frac{44 + 39}{44 + 39 + 1 + 1} = 97.65\%$$

Perhitungan tersebut di atas berlaku untuk kelas-kelas lain yang akan diklasifikasi. Untuk tujuan klasifikasi, diambil nilai Accuracy dan Precision. Sehingga secara tabulasi perhitungan di atas dapat dilihat pada Tabel 4-0 di bawah ini

Table 4-16. Akurasi dan Presisi Gestur Single Modal

	TP Rate	FP Rate	Presisi	Akurasi		Legend:
	0.978	0.002	0.978	0.978	a	a = 5
	0.978	0.005	0.957	0.978	b	b = Hai
	0.844	0.007	0.927	0.844	c	c = U
	0.889	0.015	0.870	0.889	d	d = Bukan
	0.867	0.035	0.736	0.867	e	e = D
	0.667	0.020	0.789	0.667	f	f = Mana
	0.978	0.002	0.978	0.978	g	g = B
	0.978	0.017	0.863	0.978	h	h = Ajak
	0.978	0.002	0.978	0.978	i	i = C
	0.867	0.002	0.975	0.867	j	j = Kacau
Rata-Rata	0.902	0.011	0.905	0.902		

Berdasarkan Tabel 4-16 di atas maka didapatkan rata-tata akurasi untuk cross-validation dengan single modal menggunakan leap motion adalah sebesar 90.20%.

Pada penggunaan multi modal controller dengan leap motion dan myo armband, hasil pengamatan cross-validation didapatkan sebagai berikut.

Table 4-17. Validasi untuk data leap motion dan myo armband

Jumlah Subset	Jumlah Sample	TP Rate	FP Rate	Presisi	Akurasi
3	450	0.976	0.003	0.977	0.976
5	450	0.982	0.002	0.983	0.982
10	450	0.989	0.001	0.989	0.989
15	450	0.984	0.002	0.985	0.983

Dari Table 4.17 di atas, terlihat bahwa dengan jumlah subset 10 memberikan nilai akurasi tertinggi yaitu 98.90%. Kemudian dilakukan pengamatan terhadap table confusion-matrix yang mempetakan prediksi dari setiap gestur terhadap gestur lainnya. Confusion-matrix yang digunakan adalah berdasarkan hasil dari subset 3 atau subset 5.

Table 4-18. Confusion Matrix Leap motion dan Myo armband

a	b	c	d	E	f	g	h	i	j		Legend:
45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	a	a = 5
0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	b	b = 5-Hai
0	0	43	1	1	0	0	0	0	0	c	c = U
0	0	0	45	0	0	0	0	0	0	d	d = U-Bukan
0	0	0	0	45	0	0	0	0	0	e	e = D
0	0	0	0	0	44	0	1	0	0	f	f = D-Mana
0	1	0	0	0	0	44	0	0	0	g	g = B
0	0	0	0	0	0	0	45	0	0	h	h = B-Ajak
0	0	0	0	0	0	0	0	44	1	i	i = C
0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	j	j = C-Kacau

Dari Tabel 4-18 di atas terlihat terdapat beberapa perbaikan yang signifikan dalam hal validasi antar gestur yang memiliki basic gestur statis yang sama. Berikut ini perhitungan manual terhadap nilai presisi dan akurasi.

$$P = \frac{45}{45 + 0} = 100.00\%$$

$$FP = \frac{0}{45 + 0 + 0} = 0.00\%$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{45}{45 + 0} = 100.00\%$$

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{Total} = \frac{45 + 45}{45 + 45 + 0 + 0} = 100.00\%$$

Sehingga secara tabulasi perhitungan di atas dapat dilihat pada Tabel 4-8 ditunjukkan di bawah ini.

Table 4.19. Akurasi dan Presisi Gestur Single Modal Multi Modal

	TP Rate	FP Rate	Presisi	Akurasi		Legend:
	1.000	0.000	1.000	1.000	a	a = 5
	1.000	0.002	0.978	1.000	b	b = Hai
	0.956	0.000	1.000	0.956	c	c = U
	1.000	0.002	0.978	1.000	d	d = Bukan
	1.000	0.002	0.978	1.000	e	e = D
	0.978	0.000	1.000	0.978	f	f = Mana
	0.978	0.000	1.000	0.978	g	g = B
	1.000	0.002	0.978	1.000	h	h = Ajak
	0.978	0.000	1.000	0.978	i	i = C
	1.000	0.002	0.978	1.000	j	j = Kacau
Rata-Rata	0.989	0.001	0.989	0.989		

Sehingga hasil rata-rata akurasi dari cross validation untuk controller leap motion and myo armband didapatkan sebesar 98.90%.

Dari hasil perhitungan yang didapat dari Table 4.16 dan Tabel 4-19 di atas di dapatkan perbedaan yang signifikan di antara keduanya, dimana dengan menggunakan single modal didapatkan akurasi sebesar 90.20% dan menggunakan multi modal didapatkan 98.90%, sehingga terjadi peningkatan akurasi sebesar sebesar 8.70%.

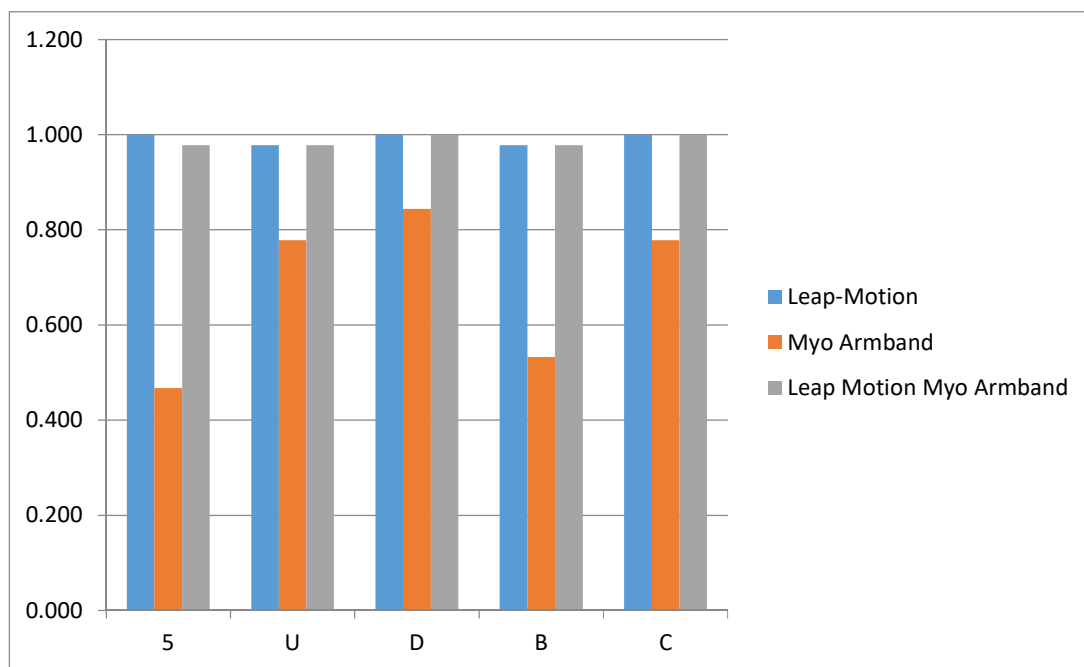
#### 4.5 Perbandingan Hasil

Perbandingan hasil klasifikasi dari pengenalan gestur pada masing-masing controller dapat dilihat dari tabulasi berikut

Table 4-20. Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Statik

Gesture	Leap-Motion	Myo Armband	Leap Motion Myo Armband
5	1.000	0.467	0.978
U	0.978	0.778	0.978
D	1.000	0.844	1.000
B	0.978	0.533	0.978
C	1.000	0.778	1.000
Rata-Rata Akurasi	0.991	0.680	0.987

Dari table 4-20 di atas terlihat bahwa akurasi pengenalan untuk gestur klasik dengan menggunakan perangkat leap motion saja menunjukkan level akurasi yang sangat tinggi yaitu 99.10%, sedangkan penggunaan perangkat Myo Armband menunjukkan level yang tidak bagus yaitu 68.00%. Kombinasi penggunaan kedua perangkat tersebut menunjukkan penurunan level akurasi dibandingkan dengan penggunaan perangkat leap motion saja, yaitu 98.70%



Gambar 4.1 Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Statik

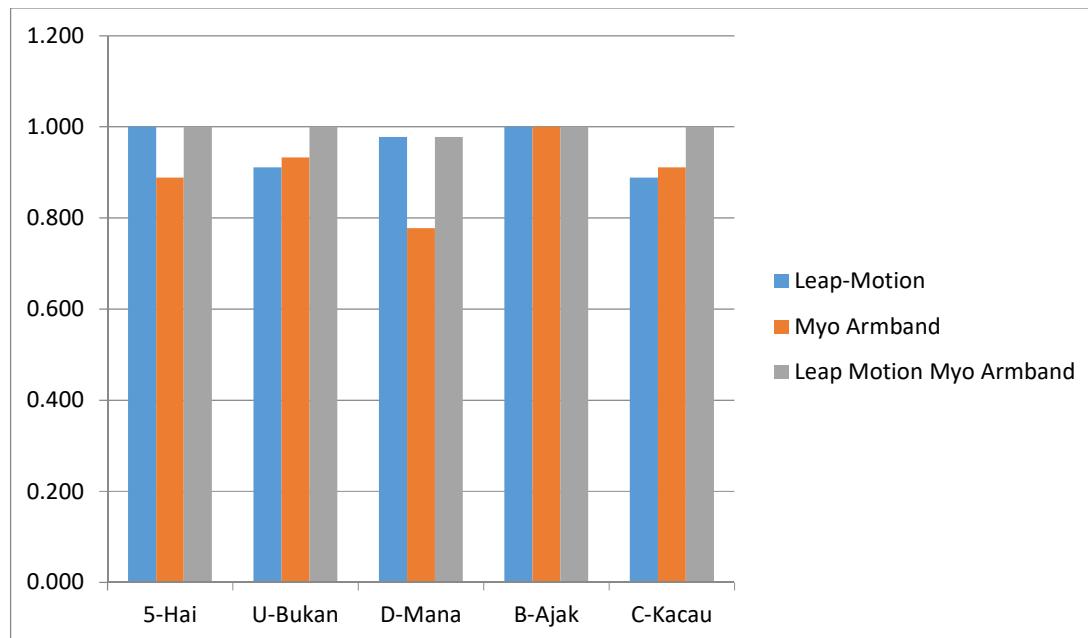
Gambar 4.1 Menunjukkan level akurasi klasifikasi untuk pengenalan gestur statik pada penggunaan perangkat leap motion saja, myo armband saja, dan kombinasi penggunaan kedua perangkat tersebut. Terdapat hasil yang bagus untuk penggunaan perangkat leap motion saja dibandingkan dengan penggunaan myo armband saja, bahkan kombinasi atau

multi modality menunjukkan level akurasi yang tidak setinggi level penggunaan perangkat leap motion saja.

Table 4-21. Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Dinamis

Gesture	Leap-Motion	Myo Armband	Leap Motion Myo Armband
5-Hai	1.000	0.889	1.000
U-Bukan	0.911	0.933	1.000
D-Mana	0.978	0.778	0.978
B-Ajak	1.000	1.000	1.000
C-Kacau	0.889	0.911	1.000
Rata-Rata Akurasi	0.956	0.902	0.996

Table 4-21 menunjukkan level akurasi pengenalan gestur dinamis. Dari table ini menunjukkan level akurasi dari penggunaan perangkat leap motion saja mengalami penurunan, yaitu sebesar 95.60%, sedangkan penggunaan perangkat myo armband mengalami kenaikan level akurasi dibandingkan dengan pengenalan gestur statis yaitu sebesar 90.20%. Dan terdapat kenaikan level akurasi untuk multi modality pada pengenalan gestur dinamis yaitu sebesar 99.60%. Gambar 4.2 di bawah ini menguraikan level akurasi dari masing-masing gestur dinamis.

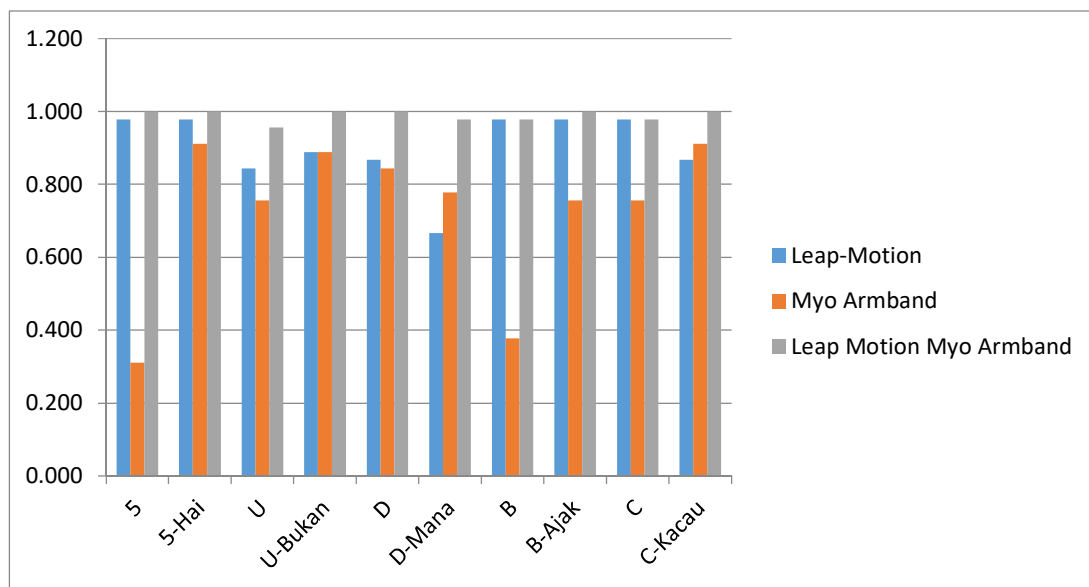


Gambar 4.2 Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Dinamis

Table 4-22. Hasil Akurasi Klasifikasi untuk Pengenalan Gestur Dinamis

Gesture	Leap-Motion	Myo Armband	Leap Motion Myo Armband
5	0.978	0.311	1.000
5-Hai	0.978	0.911	1.000
U	0.844	0.756	0.956
U-Bukan	0.889	0.889	1.000
D	0.867	0.844	1.000
D-Mana	0.667	0.778	0.978
B	0.978	0.378	0.978
B-Ajak	0.978	0.756	1.000
C	0.978	0.756	0.978
C-Kacau	0.867	0.911	1.000
Rata-Rata Akurasi	0.9024	0.729	0.989

Tabel 4-22 menunjukkan hasil lengkap level akurasi pada pengenalan gestur baik gestur dinamis maupun gestur statis. Level akurasi pengenalan pada leap motion dibandingkan multi-modal menunjukkan perbaikan yang bagus.



Gambar 4.3 Hasil Akurasi Klasifikasi Pengenalan Gestur Statik dan Dinamis

Hasil ini dari table 4.22 dapat dilihat secara grafis pada gambar 4.3 di atas yang menunjukkan bahwa terdapat perbedaan level akurasi yang signifikan pada pengenalan gestur statis dan gestur dinamis yang merepresentasikan basic gestur yang sama.





## **BAB 5**

### **KESIMPULAN**

Dari hasil pengamatan dan eksperimen yang melibatkan 3 subject dengan pengambilan sample dari kamus SIBI yang berupa gestur statis dan gestur dinamis yang merupakan hasil transformasi dari gestur statis tersebut, dimana pada awal penelitian diasumsikan leap motion mengalami penurunan performansi dalam hal pengenalan dengan menggunakan klasifikasi Naïve Bayes, maka didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Terdapat penurunan akurasi pengenalan bila pengenalan melibatkan gestur dinamis dan status
  2. Penggunaan perangkat pengenalan yang terpisah tidak dapat menghasilkan level akurasi yang tinggi dibandingkan penggunaan kombinasi kedua perangkat
  3. Hasil akhir dari pengamatan dan eksperimen dengan menggunakan sensor leap motion, myo armband dan kombinasi keduanya adalah sebagai berikut:
    - Sensor leap-motion menghasilkan akurasi sebesar 90.20%
    - Sensor myo-armband menghasilkan akurasi sebesar 72.90%
    - Kombinasi kedua menghasilkan akurasi sebesar 98.90%
- Terlihat bahwa kombinasi kedua sensor disimpulkan menghasilkan peningkatan akurasi yang signifikan dalam hal pengenalan gestur.
4. Sehingga kombinasi penggunaan perangkat leap motion dan myo armband disarankan untuk implementasi system pengenalan isyarat pada SIBI



## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Keraf, *Kompilan Undang-undang*, Surabaya: Erlangga, 2005.
- [2] T. Foster, "Will These Guys Kill The Computer Interface As We Know It?," *Popular Science*, 2013.
- [3] F. Weicher, D. Bachmann, B. Rudak dan D. Fisseler, "Analysis of the Accuracy and Robustness of the Leap Motion Controller," *Seonsors*, Basel, Switzerland, 2013.
- [4] G. Marin, F. Dominio dan P. Zanuttigh, "Hand Gesture Recognition With Leap Motion and Kinect Devices," dalam *IEEE*, Paris, France, 2014.
- [5] K. A, The study of gesture: Some observations on its history, *Recherches Sémiotiques/Semiotic Inquiry* 2, 1982.
- [6] d. J. A, *Gesture in Naples and Gesture in Classical Antiquity.*, Indiana University Press., 1832/2002.
- [7] H. Hammarström, R. Forkel, M. Haspelmath dan S. Bank, *British Sign Language*, Glottolog, 2016.
- [8] H. Hammarström, R. Forkel, M. Haspelmath dan S. Bank, *American Sign Language*, Glottolog, 2016.
- [9] S. Nordhoff, H. Hammarström, R. Forkel dan M. Haspelmath, *Indonesian Sign Language*, Glottolog, 2013.
- [10] I. D. P. Nasional., *Kamus sistem isyarat bahasa Indonesia*, 2001.
- [11] E. Jaynes, *Bayesian Methods: General Background.*, Cambridge: Cambridge Univ. Press, 1986.
- [12] I. Rish, "An empirical study of the naive Bayes classifier," dalam *IJCAI Workshop on Empirical Methods in AI*, 2001.
- [13] L. Motion, "Leap Motion SDK and Plugin Documentation," 2017. [Online]. Available: <https://developer.leapmotion.com/>.
- [14] R. Tubiana, J.-M. Thomine dan E. Mackin, *Examination of the Hand and Wrist*, Taylor & Francis, 1998.
- [15] W. Platzer, *Color Atlas of Human Anatomy, Vol. 1: Locomotor System*, Thieme, 2004.
- [16] S. A. M. D. M. Mohandes, "Arabic Sign Language Recognition using the Leap Motion Controller," *IEEE 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pp. 960-965, 2014.
- [17] J. M. T. L. S. F. V. T. G. Abreu, "Evaluating Sign Language Recognition Using the Myo Armband," *2016 XVIII Symposium on Virtual and Augmented Reality (SVR)*,

pp. 64-70, 2016.

- [18] “Myo Gesture Control Armband,” Thalmic Labs, 2015. [Online]. Available: <https://www.thalmic.com/en/myo/>.
- [19] P. Komi dan P. Cavanagh, “Electromechanical delay in human skeletal,” *European J. of Applied Physiology and Occupational Physiology*, no. 42, 1979.
- [20] E. Maor, *The Pythagorean Theorem: A 4,000-Year History*, Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 2007.
- [21] E. K dan B. Hudgins , “A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control,” *IEEE Trans Biomed Eng*, 2003.
- [22] P. Angkoon, P. Pornchai dan L. Chusak, “Feature Reduction and Selection for EMG Signal Classification,” dalam *Expert Systems with Applications. Volume 39, Issue 8*, Songkhla, Thailand, ELSEVIER, 2012, p. 7420–7431.
- [23] A. C. S. a. N. T. Bugtai, “Velocity and acceleration induced response to bicep EMG signal threshold for motion intention detection,” *2014 International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment and Management (HNICEM)*, pp. pp. 1-6, 2014.
- [24] a. H. W. Nigg B.M., *Biomechanics of the Musculo-Skeletal system*, Wiley, 1999.
- [25] F. Weichert, D. Bachmann, B. Rudak dan D. Fisseler, “Analysis of the accuracy and robustness of the leap motion controller,” dalam *Sensors*, 2013, p. 6380–6393.

## BIOGRAFI PENULIS



**Khamid** dilahirkan di Probolinggo pada tanggal 1 November 1972 dari pasangan Moch Zawawi dan Hayati. Dibesarkan di lingkungan pedesaan di kota kecil Leces, Probolinggo bersama 3 saudara lainnya yaitu: Amalia.F., Abdullah Faisal, dan Moch. Ibnu Atho Illah. Masuk sekolah dasar pada tahun 1980 di SD Taruna Dra. Zulaeha, dilanjutkan dengan pendidikan Sekolah Menengah Pertama Taruna Dra. Zulaeha dalam kurun waktu 1986 – 1989.

Masuk SMA Taruna Dra. Zulaeha pada tahun 1989 dan lulus pada tahun 1992. Memasuki bangku perkuliahan di jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh November pada tahun 1992, dan lulus pada tahun 1998. Bekerja di perusahaan energy PT. Vico Indonesia mulai 1998 – 2001 sebagai Telecomm Engineer. Ditempatkan sebagai System Programmer di PT. Infoglobal AutoOptima mulai 2001 s/d 2010. Mulai aktif mengajar sebagai dosen di jurusan Teknik Informatika Universitas Wahidiyah Kediri. Menempuh jenjang pasca sarjana di jurusan Teknik Telematikan Institut Teknologi Sepuluh November pada tahun 2015 – 2017.